



TUGAS AKHIR SM-141501

**IDENTIFIKASI CACAT AMUNISI DENGAN
MENGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN
*LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)***

Maria Melinda
NRP 1211 100 029

Dosen Pembimbing
Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si, MT.

JURUSAN MATEMATIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT SM-141501

***IDENTIFICATION OF DEFECTS AMMUNITION
USING DIGITAL IMAGE PROCESSING AND LINEAR
DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)***

Maria Melinda
NRP 1211 100 029

Supervisor
Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si, MT.

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Mathematics and Natural Science
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015

LEMBAR PENGESAHAN

IDENTIFIKASI CACAT AMUNISI DENGAN MENGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS* (LDA)

IDENTIFICATION OF DEFECTS AMMUNITION USING DIGITAL IMAGE PROCESSING AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)

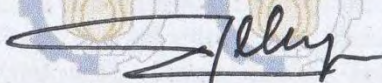
TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Untuk memperoleh Gelar Sarjana Sains
Pada Bidang Studi Ilmu Komputer
Program Studi S-1 Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh :

**MARIA MELINDA
NRP. 1211 100 029**

Menyetujui,
Dosen Pembimbing,



Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si, MT

NIP. 19690405 199403 2 003

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
FMIPA ITS



Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
NIP. 19660414 199102 2 001

Surabaya, Januari 2015

IDENTIFIKASI CACAT AMUNISI DENGAN MENGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)*

Nama Mahasiswa : Maria Melinda
NRP : 1211 100 029
Jurusan : Matematika
Dosen Pembimbing : Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum,
S.Si, MT .

Abstrak

Pengecekan pada produksi amunisi secara manual memiliki kemungkinan besar terjadi kesalahan karena dipengaruhi subjektivitas dan tingkat kelelahan visual. Dalam tugas akhir ini penulis melakukan deteksi kecacatan pada amunisi dengan menggunakan pengolahan citra digital dan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)*. LDA merupakan salah satu metode untuk melakukan reduksi dimensi dan ekstraksi fitur. Adapun tahapan dari proses deteksi kecacatan pada tugas akhir ini meliputi proses akuisisi citra, proses pra-pengolahan, proses ekstraksi fitur dengan LDA dan klasifikasi citra dengan menggunakan jarak *Euclidean* ternormalisasi. Proses akuisisi citra dilakukan pada 80 citra amunisi hasil pengambilan gambar, yang terdiri dari 40 citra baik dan 40 citra cacat. Beberapa proses pra-pengolahan yang dilakukan adalah proses segmentasi dengan *thresholding* Otsu, proses *cropping*, *scalling*, *grayscale* dan ubah dimensi. Berdasarkan hasil pengujian sistem deteksi kecacatan dengan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)* pada tugas akhir ini dapat mengenali citra amunisi dengan tingkat akurasi sebesar 72% pada 10 data pelatihan baik dan cacat dengan panjang fitur 400 dengan waktu komputasi terbaik untuk pelatihan adalah 3 menit 8,7 detik.

Kata Kunci: Amunisi, *Thresholding* Otsu, LDA, Jarak *Euclidean*.



IDENTIFICATION OF DEFECTS AMMUNITION USING DIGITAL IMAGE PROCESSING AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)

Name : Maria Melinda
NRP : 1211 100 029
Department : Mathematics
Supervisor : Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si,
MT.

Abstract

Manually checking ammunition has most likely occurred due to the subjectivity of the error and visual fatigue. In this final project the author to detect defects in the ammunition by using digital image processing and methods of Linear Discriminant Analysis (LDA). LDA is one method that perform dimension reduction and feature extraction. The stages of the process of detection of defects in this final project includes image acquisition process, the process of pre-processing, feature extraction process with LDA and image classification using normalized Euclidian distance. Image acquisition process performed on 80 shots ammunition image, which consists of 40 good image and 40 defect image. Some of the pre-processing is performed by thresholding Otsu segmentation process, the process of cropping, scaling, grayscalling and change dimensions. Based on test results defect detection system with Linear Discriminant Analysis (LDA) method in this paper can recognize the image of ammunition with an accuracy rate of 72% to 10 good and defect training data with a length of 400 features with the best computing time for training is 3 min 8,7 sec.

Keyword : Ammunition, Thresholding Otsu, LDA, Normalized Euclidian Distance.



KATA PENGANTAR

Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas karunia, rahmat dan anugerah-Nya yang dilimpahkan pada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan laporan Tugas Akhir ini.

Laporan Tugas Akhir yang telah penulis susun dengan judul **“Identifikasi Cacat Amunisi dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital dan Linear Discriminant Analysis (LDA)”** disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan mata kuliah Tugas Akhir (SM-141501) Jurusan Matematika FMIPA ITS Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik dan lancar berkat kerja sama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak, diantaranya:

1. Orang tua, Nenek dan keluarga penulis yang tak henti-hentinya mencurahkan tenaga, waktu, dan doa untuk penulis selama ini. Semoga Tuhan membalas kebaikan beliau yang merawat penulis selama ini.
2. Semua yang senantiasa memberi semangat kepada penulis : Maria Nevinda, Mas Rudi, Mas Manus, Mbak Lena, Mbak Leni, Chi-chi, Lovina, Dona, Devi, Nilam, Cha-cha, Mas Agung dan semua yang tak bisa penulis sebutkan satu per satu.
3. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si, selaku Ketua Jurusan yang memberikan dukungan serta kemudahan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, S.Si, MT selaku dosen pembimbing yang senantiasa meluangkan waktunya guna memberikan dukungan ilmu pengetahuan yang sangat bermanfaat bagi penyusunan Tugas Akhir ini.
5. Bapak Prof. DR. Mohammad Isa Irawan, MT, Ibu Dian Winda Setyawati, S.Si, M.Si, Ibu Alvida Mustika Rukmi, S.Si, M.Si dan Bapak Drs. Daryono Budi Utomo, M.Si, selaku dosen penguji yang telah bersedia memberikan

masukannya berupa kritik dan saran yang bersifat membangun guna kesempurnaan Tugas Akhir ini.

6. Bapak DR. Subiono, M.Sc, selaku dosen wali yang telah bersedia membimbing dan menasehati penulis selama di kampus ITS Surabaya.
7. Segenap dosen jurusan Matematika ITS, yang telah memberikan ilmu, pengalaman, dan nasihat-nasihatnya.
8. Keluarga besar Matematika 2011: Nilam, Cha-Cha, Filsy, Devi, Dona, dan lain-lain yang tidak bisa penulis sebutkan satu per-satu, yang telah menemani, mendampingi, dan membimbing penulis selama kuliah di kampus perjuangan ITS Surabaya.
9. Keluarga Mahasiswa Katolik (KMK), tempat belajar dan berbagi pelajaran tentang agama, kepedulian, dan cinta kasih.
10. Teman-teman Lab. Komputasi: Mas Lutfi, Zam, Tyara, Liyana, Dita, Ita, Wiwid, Ine, Mas Romi, Mbak Nadia, Mas Aji, Habib, Mas Andi dan lain-lain yang tidak bisa penulis sebutkan satu per-satu.
11. Kepada Team Peluru: Tyara, Mas Lulu dan Mbak Ninis terima kasih atas kerja samanya selama mengerjakan Tugas Akhir ini.
12. Seluruh civitas akademika Jurusan Matematika yang telah memberikan kemudahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Sebagai rasa bersyukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, maka penulis mengucapkan terima kasih atas segala bantuan kepada pihak-pihak yang telah disebutkan diatas. Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapakan saran dan kritik dari pembaca. Semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak. Akhir kata, semoga Tuhan Yang Maha Esa senantiasa memberikan cinta, kasih dan sayang-Nya pada kita semua.

Surabaya, 30 Januari 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I. PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat	3
1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir	4
BAB II. KAJIAN TEORI	
2.1 Studi Penelitian Sebelumnya	7
2.2 Amunisi	8
2.3 Pengertian Citra Digital	11
2.4 <i>Thresholding</i> Otsu	12
2.5 <i>Cropping</i>	14
2.6 <i>Scalling</i>	15
2.7 <i>Grayscale</i>	15
2.8 <i>Linear Discriminant Analysis</i> (LDA)	16
2.9 Klasifikasi Citra dengan Jarak Euclidean Ternormalisasi	19
BAB III. METODOLOGI	
3.1 Objek Penelitian	21
3.2 Peralatan	21
3.3 Tahap Penelitian	22

BAB IV. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

4.1 Perancangan Sistem	27
4.1.1 Lingkungan Perancangan Sistem.....	27
4.1.2 Proses Pengolahan Data	28
4.1.3 Gambaran Sistem Secara Umum	30
4.1.4 Proses Akuisisi.....	31
4.1.5 Proses Pengolahan Citra Digital	34
4.1.6 Proses Ekstraksi Fitur dengan LDA.....	35
4.1.7 Proses Klasifikasi dengan Jarak Euclidean Ternormalisasi.....	36
4.2 Implementasi	36
4.2.1 Implementasi Antarmuka	36
4.2.2 Implementasi Tahap Akuisisi.....	43
4.2.3 Implementasi Tahap Pengolahan Citra.....	43
4.2.4 Implementasi Tahapan Ekstraksi Fitur dengan LDA dan Klasifikasi Citra	47

BAB V. PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN HASIL

5.1 Lingkungan Pengujian Sistem.....	53
5.2 Pengujian Tahap Akuisisi	53
5.3 Pengujian Tahap Pengolahan Citra.....	54
5.4 Pengujian Tahap LDA dan Euclidean Ternormalisasi	57
5.5 Pembahasan Hasil Pengujian	62
5.6 Pembahasan Penyebab Besar Kecilnya Akurasi	63

BAB VI. PENUTUP

6.1 Kesimpulan.....	65
6.2 Saran	65

DAFTAR PUSTAKA.....	67
----------------------------	-----------

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Jenis-jenis Cacat pada Amunisi Secara Umum ..	9
Tabel 4.1 Lingkungan Perancangan Sistem.....	27
Tabel 4.2 Data Proses	28
Tabel 4.3 Kegunaan Menu Sistem.....	37
Tabel 5.1 Lingkungan Pengujian Sistem	53
Tabel 5.2 Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Pengujian dan Waktu Komputasi	60



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Contoh Jenis-Jenis Amunisi	8
Gambar 2.2 Bagian-Bagian dari Amunisi	9
Gambar 2.3 Proyeksi Data dengan Metode LDA	16
Gambar 3.1 Diagram Alir Tahap Pengerjaan	24
Gambar 3.2 Diagram Alir Tahap Program	25
Gambar 4.1 Diagram Alir Proses	32
Gambar 4.2 Proses Akuisisi Citra Amunisi	33
Gambar 4.3 Halaman Utama	37
Gambar 4.4 Antarmuka Pelatihan Citra Amunisi Secara Manual	39
Gambar 4.5 Antarmuka Pelatihan Citra Amunisi dengan Load Data	39
Gambar 4.6 Antarmuka Pengujian Citra Amunisi	42
Gambar 4.7 Diagram Alir Proses Pelatihan dengan Metode LDA	48
Gambar 4.8 Diagram Alir Pengujian dengan Metode LDA dan Klasifikasi Citra	51
Gambar 5.1 Hasil Akuisisi	54
Gambar 5.2 Hasil <i>Thresholding</i> Otsu	54
Gambar 5.3 Contoh Ubah Dimensi Citra	56
Gambar 5.4 Hasil Tahap Pengolahan Citra	56
Gambar 5.5 Hasil Pengujian Proses Pelatihan dengan LDA	59
Gambar 5.6 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Pengujian	61
Gambar 5.7 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Waktu Komputasi untuk Training	61
Gambar 5.8 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Waktu Komputasi untuk Testing	62
Gambar 5.9 Efek Mengkilap pada Citra Amunisi	63



DAFTAR PUSTAKA

- [1] Zamzany, Angger Gusti. (2014). “Identifikasi Cacat Peluru dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital Berbasis Learning Vector Quantization (LVQ)”. Tugas Akhir Jurusan Matematika ITS.
- [2] Masruri, Amilia Khoiro. (2014). “Penggunaan Metode Template Matching untuk Mendeteksi Cacat pada Produksi Peluru”. Tugas Akhir Jurusan Matematika ITS.
- [3] Fahmi, M. Khairul. (2013). “Pendeteksi Cacat pada Selongsong Peluru Berbasis Citra Menggunakan Gabor Filter”. Tugas Akhir Jurusan Matematika ITS.
- [4] Rachmad, Aeri. (2013). “Ekstraksi Fitur Menggunakan Metode LDA dan Pemilihan Eigen Value pada Cacat Kertas”. Jurnal SimanteC. 3(3). 142-149.
- [5] Ghazali, Eko K. Subha, Galuh M., M. Burhannudin, M. Izzun Niam. (2013). “Aplikasi Kematangan Tomat Berdasarkan Warna dengan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA)”. Universitas Brawijaya.
- [6] P.S.S. Akilashri dan E. Kirubakaran. (2014). “*Analysis of Automatic Crack Detection in Metal*”. IJRDET. 2(1). 43-49.
- [7] Azizah RN. (2008). “Pengenalan Wajah dengan Metode Subspace LDA (*Linear Discriminant Analysis*)”, Proceeding Seminar Tugas Akhir, hal: 1-2.
- [8] Gonzales, R.C. dan Woods, Richard E. (2002). “*Digital Image Processing*”. New Jersey. Prentice Hall.
- [9] Budisanjaya, I PutuGede. (2013). “Perangkat Lunak Pengolahan Citra untuk Segmentasi dan Cropping Daun Sawi Hijau”. Prosiding Conference on Smart-Green Technology in Electrical and Information Systems, Universitas Udayana.
- [10] Zhang, D., Jing, X., Yang, J. (2006). “*Biometric Image Discrimination Technologies*”. Idea Group Publishing.
- [11] E. Szmidt. (2014). “*Distances and similarities in intuitionistic fuzzy sets*”. Springer.



“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Maria Melinda, yang biasa dipanggil Marmel. Penulis dilahirkan di Surabaya pada tanggal 26 Mei 1993. Penulis lulus dari SD Kr. Dharma Mulya Surabaya, SMPK St. Vincentius Surabaya, SMAK St. Louis 2 Surabaya dan melanjutkan pendidikan di Matematika ITS pada tahun 2011 melalui SNMPTN jalur undangan.

Semenjak kuliah penulis hobby mempelajari bahasa pemrograman. Bahasa

Pemrograman yang pernah penulis pelajari adalah C, C++, Java, dan PHPMySQL. Oleh karena itu, penulis memilih bidang minat Ilmu Komputer.

Semasa menempuh jenjang pendidikan S-1, penulis juga aktif dalam kegiatan no-akademis diantaranya aktif di organisasi kemahasiswaan Matematika ITS. Untuk mendapatkan informasi yang berhubungan dengan Tugas Akhir ini dapat ditujukan ke alamat email : maria.melinda17@gmail.com

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Negara kepulauan dan sangat luas, Indonesia sudah sepatutnya melakukan upaya-upaya dalam mengusahakan kemajuan ALUTSISTA (Alat Utama Sistem Senjata) untuk mengantisipasi adanya ancaman keamanan nasional dari negara lain. Kemajuan alutsista juga berpengaruh terhadap pertahanan Negara, bahkan dapat berpengaruh terhadap kedudukan suatu negara dalam diplomasi politik Internasional.

Pemerintah Indonesia terus melakukan peningkatan dalam pengadaan alutsista. Upaya pemerintah tersebut meliputi peningkatan kualitas dan kuantitas dalam produksi amunisi. Pentingnya menjaga kualitas amunisi dikarenakan apabila terdapat kecacatan sedikit saja akan berakibat fatal bila digunakan. Sehingga pengecekan terhadap amunisi harus dilakukan demi menjaga kualitas dari amunisi.

Pengecekan secara manual memiliki kemungkinan besar terjadi kesalahan karena dipengaruhi subyektifitas dan tingkat kelelahan visual. Waktu yang digunakan untuk melakukan pengecekan manual pun juga relatif lama sehingga dapat mempengaruhi efektifitas dalam produksi amunisi. Sehingga pengecekan secara otomatis sangat diperlukan untuk meminimalkan kesalahan pengecekan terhadap amunisi secara manual. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan deteksi kecacatan amunisi adalah dengan pengolahan citra digital. Deteksi kecacatan amunisi dengan menggunakan pengolahan citra digital telah dilakukan sebelumnya. Beberapa metode yang telah digunakan adalah

metode *Learning Vector Quantization* [1], *template matching* [2] dan filter gabor [3].

Metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) merupakan metode ekstraksi fitur dan pengurangan dimensi yang bekerja berdasarkan analisa matriks penyebaran (*scatter matrix analysis*) yang bertujuan untuk menemukan proyeksi optimal yang digunakan untuk membuat proyeksi data pelatihan dan pengujian. Penggunaan metode LDA dalam melakukan deteksi kecacatan pernah diimplementasikan dalam mendeteksi cacat pada kertas [4] dan melakukan deteksi kematangan tomat berdasarkan warna [5]. Dalam penelitian tersebut dijelaskan bahwa metode LDA dapat mendeteksi kecacatan pada kertas dan tomat. Berdasarkan kesamaan tujuan dalam melakukan deteksi kecacatan, maka penulis menggunakan metode LDA sebagai metode ekstraksi fitur dalam melakukan deteksi kecacatan pada amunisi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka permasalahan yang akan diselesaikan dalam Tugas Akhir ini meliputi :

1. Bagaimana melakukan identifikasi kecacatan pada amunisi dengan menggunakan metode LDA?
2. Bagaimana tingkat keberhasilan identifikasi kecacatan pada amunisi dengan metode LDA?

1.3 Batasan Masalah

Agar tidak terjadi kesalahan persepsi dan tidak meluasnya pokok bahasan Tugas Akhir ini maka diberikan batasan-batasan sebagai berikut :

1. Tipe amunisi yang akan diidentifikasi adalah amunisi kaliber 5,56 mm.
2. Citra yang digunakan adalah citra hasil pemotretan dengan jarak dan sudut yang sama dengan menggunakan

kamera Digital SLR. Citra amunisi hasil pemotretan berukuran 1728x2592 piksel disimpan dalam bentuk .jpg.

3. Amunisi yang akan diidentifikasi kecacatannya adalah bagian selongsong (*cartridge*).
4. Citra amunisi yang digunakan untuk masukan memiliki ukuran yang sama
5. Identifikasi cacat peluru diimplementasikan menjadi sebuah program dengan bahasa pemrograman MATLAB

1.4 Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini adalah menerapkan metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)* untuk mengidentifikasi kecacatan bagian selongsong (*cartridge*) pada amunisi. Sehingga deteksi kecacatan amunisi secara otomatis dapat diterapkan dengan menggunakan metode LDA.

1.5 Manfaat

Manfaat dari tugas akhir ini adalah :

1. Memberikan kontribusi pada pengecekan kualitas selongsong peluru dari sistem secara manual menjadi sistem otomatis dengan menggunakan pengolahan citra digital dan metode LDA.
2. Sebagai sub sistem dalam produksi alat utama sistem senjata (alutsista) jenis amunisi khususnya dalam proses pengecekan.

1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir

Sistematika penulisan didalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang pembuatan tugas akhir, rumusan dan batasan permasalahan yang dihadapi dalam penelitian tugas akhir, tujuan dan manfaat pembuatan tugas akhir dan sistematika penulisan tugas akhir.

BAB II KAJIAN TEORI

Bab ini menjelaskan tentang kajian teori dari referensi penunjang serta penjelasan permasalahan yang dibahas dalam tugas akhir ini, meliputi pengertian dan jenis cacat amunisi, Pengertian Citra Digital, *Thresholding* Otsu, *Cropping*, *Scalling*, *Grayscale*, *Linear Discriminant Analysis* dan Jarak *Euclidean* Ternormalisasi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi metodologi atau urutan pengerjaan yang dilakukan dalam menyelesaikan tugas akhir, meliputi studi literatur, pengumpulan data, analisa dan desain sistem, pembuatan program, uji coba dan evaluasi, hingga penulisan tugas akhir.

BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Bab ini menjelaskan mengenai perancangan dan implementasi sistem, proses pembuatan sistem secara utuh sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi amunisi cacat maupun baik. Pembahasan sistem identifikasi kecacatan pada amunisi.

BAB V PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN HASIL

Bab ini akan menampilkan hasil uji coba serta pembahasan terkait sistem identifikasi kecacatan pada amunisi yang telah dibuat.

BAB VI PENUTUP

Bab ini merupakan penutup, berisi tentang kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan data yang ada dan saran yang selanjutnya dilakukan bila tugas akhir ini dilanjutkan.



BAB II KAJIAN TEORI

Pada bab ini dijelaskan mengenai konsep atau teori yang digunakan dalam melakukan identifikasi kecacatan amunisi. Konsep dan Teori yang digunakan adalah Studi Penelitian Sebelumnya, Amunisi, Pengertian Citra Digital, *Thresholding* Otsu, *Cropping*, *Scalling*, *Grayscale*, *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan Jarak *Euclidian* Ternormalisasi.

2.1 Studi Penelitian Sebelumnya

Berikut beberapa penelitian yang berkaitan dengan Tugas Akhir ini :

1. Tugas Akhir Angger Gusti Zamzany [1] telah berhasil melakukan identifikasi cacat peluru dengan menggunakan pengolahan citra digital dan *Learning Vector Quantization*. Metode *Learning Vector Quantization* pada Tugas Akhir Angger dapat mengenali citra peluru dengan akurasi sebesar 78%. Proses pengenalan dengan LVQ sangat dipengaruhi oleh proses menghilangkan gangguan (*noise*) sehingga dapat mempengaruhi akurasi yang dihasilkan.
2. Tugas Akhir Amilia Khoiro Masruri [2] yang melakukan identifikasi kecacatan peluru dengan menggunakan *Template Matching*. Amilia menggunakan 21 data citra peluru, yang terdiri dari 9 citra peluru cacat tipe I (terlihat secara kasat mata) dan 12 citra peluru cacat tipe II (tidak terlihat secara kasat mata). Tugas Akhir ini berhasil mengidentifikasi peluru dengan prosentase untuk cacat tipe I sebesar 44,44% dan untuk cacat tipe II sebesar 33,33%.
3. Pada Januari 2014, P.S.S. Akilashri dan Dr. E. Kirubakaran [6] melakukan penelitian dengan judul "*Analysis of Automatic Crack Detection in Metal*". Penelitian ini mengusulkan pendekatan analisis otomatis visual dalam mengidentifikasi cacat pada permukaan logam.

4. Pada Tahun 2013, Aeri Rachmad [4] melakukan penelitian dengan judul “Ekstraksi Fitur Menggunakan Metode LDA dan Pemilihan Eigen Value pada Cacat Kertas”. Penelitian Aeri telah berhasil melakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan metode LDA dengan error minimal sebesar 4% dan error maksimal 12%. Penelitian Aeri Rachmad bertujuan untuk mereduksi cacat pada kertas dengan menggunakan LDA. Berdasarkan penelitiannya, metode LDA dapat mereduksi dimensi yang ada agar lebih kecil serta mencari nilai eigen yang terbesar untuk mempercepat proses pengujian. Penelitian ini juga membandingkan metode LDA dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Menurut penelitiannya, metode LDA memiliki error yang lebih kecil dibandingkan dengan metode PCA.

2.2 Amunisi

Amunisi dalam bahasa sehari-hari biasa kita sebut dengan nama peluru merupakan bagian dari senjata api yang memiliki beberapa jenis mulai 22 Long Rifle, 17 Hornady Mach 2, 4.7x33 DM11 Caseless dan lain-lain. Gambar 2.1 merupakan contoh dari jenis-jenis amunisi.



Gambar 2.1 Contoh Jenis-jenis Amunisi


Amunisi/peluru umumnya terdiri dari beberapa bagian yaitu *cartridge*, *bullet*, *cartridge case*, *smokeless gunpowder*, *primer* yang ditunjukkan pada Gambar 2.2.







Gambar 2.2 Bagian-bagian dari Amunisi

Dalam pembuatan amunisi tidak jarang terdapat kecacatan yang dapat mempengaruhi daya tahan, kualitas, maupun tingkat keamanan pengguna. Kecacatan pada amunisi secara umum terdiri dari *split*, *scratch*, *corroded/staine*, *dent* dan lain-lain. Kecacatan pada amunisi disajikan pada Tabel 2.1 berikut :

Tabel 2.1 Jenis-jenis Cacat pada Amunisi Secara Umum

No	Jenis kecacatan	Gambar/ilustrasi
1	Smeared (noda cat)	

2	Corroded (Berkarat)	
3	Dent (lekukan)	
4	Perforeted (berlubang)	
5	Scaly (bersisik)	

6	Scratch (goresan)	
---	-------------------	---

2.3 Pengertian Citra Digital

Citra merupakan nama lain dari Gambar, istilah citra biasanya digunakan dalam bidang pengolahan citra. Dalam bidang pengolahan citra, citra diartikan sebagai fungsi dua variabel $f(x,y)$, x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ adalah intensitas citra pada koordinat tersebut. Sedangkan citra digital adalah citra yang telah mengalami proses digitalisasi yang digunakan sebagai masukan pada proses pengolahan citra menggunakan komputer [7].

Citra digital dapat disajikan dalam bentuk matriks berdimensi $M \times N$ dengan M menyatakan baris dan N menyatakan kolom. Masing-masing nilai pada matriks tersebut mewakili nilai derajat keabuan dari citra. Persamaan (2.1) merupakan representasi citra dalam bentuk matriks [8].

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Nilai pada suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi x dan y) sering disebut dengan istilah piksel. Suatu piksel memiliki nilai dalam rentang tertentu, tergantung dari jenis warnanya. Namun secara umum jangkauannya adalah 0-255.

Berikut adalah jenis-jenis citra berdasarkan nilai pikselnya:

1. Citra Biner

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai piksel yaitu hitam dan putih. Citra biner sering muncul sebagai hasil dari proses pengolahan citra seperti segmentasi, pengambangan, morfologi, ataupun *dithering*.

2. Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, dengan kata lain nilai RED = GREEN = BLUE. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Citra ini memiliki kedalaman warna 8 bit (256 kombinasi warna keabuan).

3. Citra Warna

Citra warna ada 3 macam yaitu 8 bit, 16 bit, 24 bit. Perbedaannya hanya terletak pada jumlah variasi warna, 8 bit memiliki 256 variasi warna, 16 bit memiliki 65.536 variasi warna, sedangkan 24 bit memiliki 16.777.216 variasi warna.

2.4 *Thresholding Otsu*

Metode *thresholding* Otsu merupakan metode untuk segmentasi berdasarkan histogram citra. Metode Otsu sering digunakan untuk melakukan pemisahan antara *background* dan *foreground*. Cara kerja metode Otsu dengan memaksimalkan varians antar kelas (*between-class variance*). Varians antar kelas ini cocok digunakan untuk analisa diskriminan kelas secara statistik [9].

Metode Otsu menggunakan histogram untuk melakukan pengelompokkan terhadap piksel-piksel dalam citra. Pengelompokkan ini berdasarkan pada nilai ambang atau *threshold*. Nilai *threshold* ini menjadi objektif atau tujuan dari metode Otsu. Dasar dari metode Otsu adalah perbedaan intensitas dari piksel-piksel yang dipisahkan dalam kelas-kelas tertentu.

Berikut adalah algoritma dari metode *thresholding* Otsu untuk pemilihan satu *threshold* [8] :

1. Hitung histogram ternormalisasi dari citra yang disajikan pada Persamaan (2.2).

$$p_i = \frac{n_i}{\sum_{i=1}^{L-1} n_i} \quad (2.2)$$

dengan

p_i : histogram ternormalisasi dari citra

n_i : jumlah piksel pada intensitas ke- i untuk $i = 0, 1, 2, \dots, L - 1$.

2. Hitung jumlah kumulatif (*Cumulative Sum*) pada Persamaan (2.3).

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i$$

dan

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i \quad (2.3)$$

3. Hitung rata-rata kumulatif yang ditulis dalam Persamaan (2.4).

$$m_1(k) = \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=0}^k i p_i$$

dan

$$m_2(k) = \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^{L-1} i p_i \quad (2.4)$$

4. Hitung rata-rata intensitas keseluruhan atau intensitas global yang disajikan pada Persamaan (2.5).

$$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (2.5)$$

5. Hitung varians antar kelas (*between-class variance*) pada Persamaan (2.6).

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]} \quad (2.6)$$

6. Pilih nilai threshold k^* yang merupakan indeks dimana nilai varians antar kelas maksimum, $\sigma_B^2(k) \rightarrow \max$. Apabila terdapat lebih dari satu nilai k^* maka menghitung nilai *threshold* dengan menghitung rata-ratanya.

Setelah mendapatkan nilai ambang batas atau *threshold* maka kita gunakan untuk segmentasi citra. Metode Otsu hanya untuk menemukan *threshold* yang optimum. Teknik segmentasi menggunakan Persamaan (2.7) :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f(x, y) > k^* \\ 0, & \text{jika } f(x, y) \leq k^* \end{cases} \quad (2.7)$$

Hasil segmentasi adalah citra biner yang memiliki nilai intensitas hanya 0 dan 1. Nilai intensitas 0 menyatakan warna hitam dan (dalam Tugas Akhir ini dianggap *background*) sedangkan nilai intensitas 1 menyatakan warna putih (dianggap *foreground* atau objek).

2.5 Cropping

Cropping adalah proses pemotongan citra pada area dan koordinat tertentu. Pemotongan tersebut dilakukan dengan cara mencari piksel-piksel terluar dari setiap sisi baik sisi atas, kanan, kiri maupun bawah. Piksel-piksel terluar itulah yang akan menjadi batas pemotongan, sehingga didapatkan citra segiempat yang akan diolah dengan proses selanjutnya. Ukuran citra yang dihasilkan pada proses *cropping* dirumuskan pada Persamaan (2.8) dan (2.9).

$$w' = (X_R - X_L) \quad (2.8)$$

$$h' = (Y_B - Y_T) \quad (2.9)$$

dengan:

w' adalah lebar citra *cropping*

h' adalah tinggi citra *cropping*

X_R adalah piksel sumbu y paling kanan (batas kanan)

X_L adalah piksel sumbu y paling kiri (batas kiri)

Y_B adalah piksel sumbu x paling bawah (batas bawah)

Y_T adalah piksel sumbu x paling atas (batas atas)

2.6 Scalling

Scalling bertujuan untuk mengubah ukuran piksel citra asli menjadi citra yang berukuran baru, baik berukuran lebih besar atau berukuran lebih kecil. Hal ini dilakukan karena setiap citra yang diolah belum tentu mempunyai ukuran yang sama. *Scalling* juga digunakan untuk memperkecil citra digital agar jumlah piksel yang akan diolah tidak terlalu banyak.

2.7 Grayscale

Grayscale adalah teknik yang digunakan untuk mengubah citra berwarna (RGB) menjadi citra yang memiliki nilai keabuan. Sehingga citra yang memiliki 3 *channel* warna, yakni *red*, *green* dan *blue* dapat menjadi citra *grayscale*. Pengubahan dari citra berwarna ke bentuk *grayscale* mengikuti aturan yang disajikan pada Persamaan (2.10).

$$s = \frac{r+g+b}{3} \quad (2.10)$$

dengan :

S = Nilai intensitas citra *grayscale*

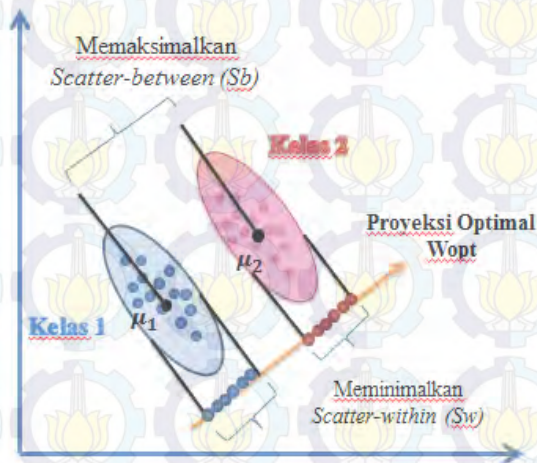
r = Nilai intensitas warna merah dari citra asal

g = Nilai intensitas warna hijau dari citra asal

b = Nilai intensitas warna biru dari citra asal

2.8 Linear Discriminant Analysis (LDA)

Metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) merupakan metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur ke dalam kelas-kelas yang berbeda. Ekstraksi fitur merupakan suatu pengambilan ciri dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapat akan dianalisis untuk proses selanjutnya, yakni proses klasifikasi. Metode LDA bekerja berdasarkan analisa matriks penyebaran (*scatter matrix analysis*) yang bertujuan menemukan proyeksi optimal [10]. Hasil proyeksi data [4] dengan metode LDA ke dalam dua kelas disajikan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Proyeksi Data dengan Metode LDA

Untuk tujuan pengelompokan data, LDA memperbesar kemungkinan penyebaran data-data *input* di antara kelas yang berbeda (memaksimalkan *scatter-between*) dan memperkecil kemungkinan penyebaran data-data *input* di dalam kelas yang sama (meminimalkan *scatter-within*). Perbedaan antar kelas

disajikan oleh matriks S_b (*scatter between class*) dan perbedaan dalam kelas disajikan oleh matriks S_w (*scatter within class*) [4]. Kedua kelas *scatter* didefinisikan ke dalam Persamaan (2.11) dan (2.12).

$$S_b = \sum_{i=1}^l (\mu^{(i)} - \mu)(\mu^{(i)} - \mu)^T \quad (2.11)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^l \left(\sum_{j=1}^{n_i} (x_j^{(i)} - \mu^{(i)})(x_j^{(i)} - \mu^{(i)})^T \right) \quad (2.12)$$

dengan :

- μ : Vektor rata-rata jumlah *sample*
- n_i : Jumlah *sample* dalam kelas ke- i
- $\mu^{(i)}$: Vektor rata-rata kelas ke- i
- $x_j^{(i)}$: *Sample* ke- j pada kelas ke- i
- l : Jumlah kelas

Apabila matriks S_w tidak singular, proyeksi optimal W_{opt} dipilih sebagai matriks dengan kolom yang orthonormal yang memaksimalkan rasio antara matriks *between-class scatter* dan matriks *within-class scatter*. Persamaan (2.13) merupakan proyeksi optimal W_{opt} [10].

$$W_{opt} = \arg \max \frac{|w^T S_b w|}{|w^T S_w w|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (2.13)$$

dengan $\{w_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ merupakan sekumpulan vektor eigen yang digeneralisasi dari S_b dan S_w yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar dalam $\{\lambda_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ yang disajikan ke dalam Persamaan (2.14).

$$S_b w_i = \lambda_i S_w w_i \quad (2.14)$$

Untuk memaksimalkan rasio antara matriks *between-class scatter* akan mengakibatkan jarak sebaran data yang berlainan kelas semakin besar. Sedangkan matriks *within-class scatter* akan mengakibatkan jarak sebaran data yang memiliki kelas yang sama semakin dekat. Hal tersebut mengakibatkan tingkat diskriminan data semakin baik. Untuk meningkatkan diskriminan data dapat dilakukan dengan metode LDA berdasarkan algoritma berikut [4]:

1. Vektor data masukan disajikan ke dalam Persamaan (2.15).

$$X = [x_{11}, \dots, x_{1n}, x_{21}, \dots, x_{2n}, \dots, x_{m1}, \dots, x_{mn}] \quad (2.15)$$

2. Menghitung rata-rata dari masing-masing objek dalam suatu kelas ($\mu^{(i)}$), dengan ($i = 1, 2, \dots, l$) dan l adalah banyaknya objek dalam suatu kelas.

$$\mu^{(i)} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n x_{jk} \quad (2.16)$$

dengan $n_i = m \times n$ adalah jumlah sample data tiap objek dengan m jumlah baris dan n jumlah kolom tiap objek.

3. Menghitung rata-rata keseluruhan objek (μ) dalam suatu kelas seperti pada Persamaan (2.17).

$$\mu = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \mu^{(i)} \quad (2.17)$$

dengan l adalah banyaknya objek dalam suatu kelas.

4. Mengurangkan vektor data dengan rata-rata masing-masing objek.
5. Mengurangkan rata-rata masing-masing objek dengan rata-rata keseluruhan objek.
6. Menghitung *between-class scatter* seperti pada Persamaan (2.11).

7. Menghitung *within-class scatter* yang telah disajikan pada Persamaan (2.12).
8. Menghitung proyeksi optimal W_{opt} yang didefinisikan pada Persamaan (2.13)

Pemilihan proyeksi optimal W_{opt} berdasarkan pada nilai eigen terbesar yang dihasilkan pada Persamaan (2.14). Proyeksi data pelatihan dan proyeksi data pengujian dapat dihasilkan dengan melakukan perkalian data pelatihan dan data pengujian dengan proyeksi optimal W_{opt} . Tahapan dapat dilanjutkan dengan proses selanjutnya yakni proses klasifikasi citra dengan memanfaatkan proyeksi data pelatihan dan proyeksi data pengujian.

2.9 Klasifikasi Citra dengan Jarak Euclidian Ternormalisasi

Jarak *euclidian* ternormalisasi akan dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi objek. Pengukuran kesamaan dihitung dengan persamaan jarak *euclidian* ternormalisasi [11] yang disajikan pada Persamaan (2.18).

$$d(u, v) = (\sum_{i=1}^n (\bar{u}_i - \bar{v}_i)^2)^{\frac{1}{2}} \quad (2.18)$$

dengan :

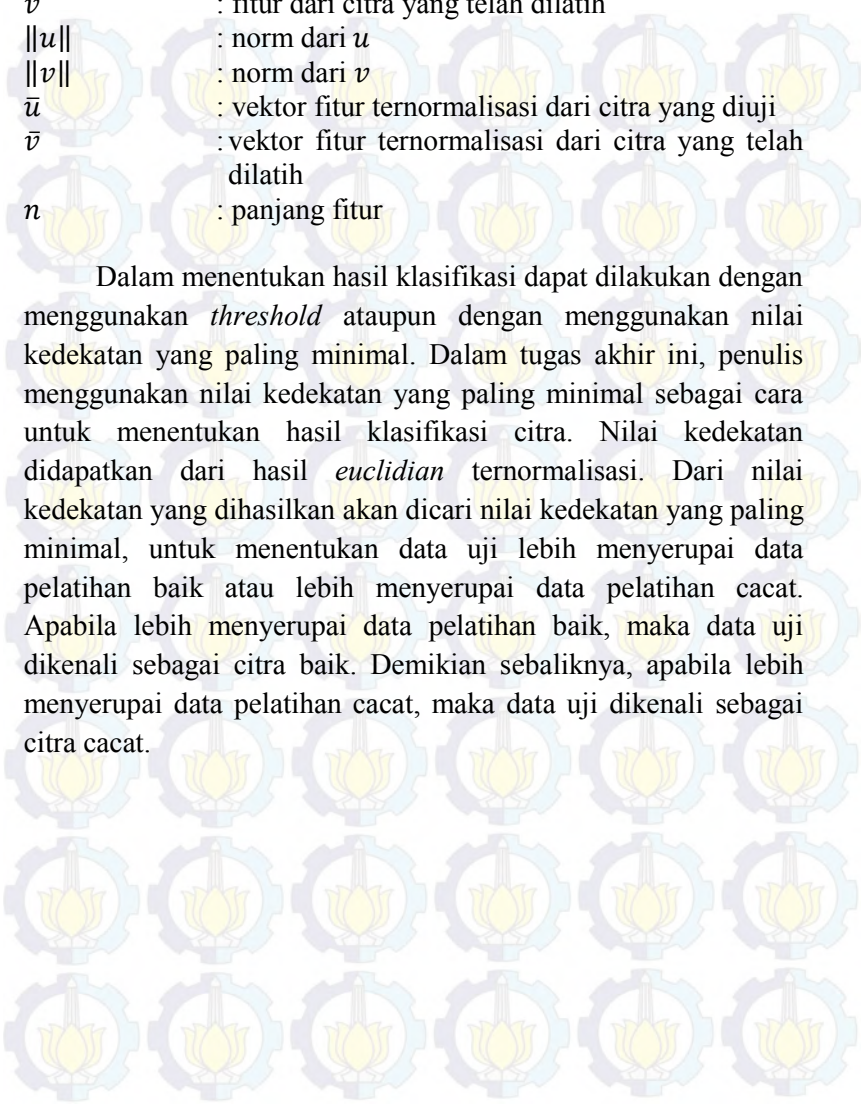
$$\bar{u}_i = \frac{u_i}{\|u\|} \quad \text{dan} \quad \bar{v}_i = \frac{v_i}{\|v\|} \quad (2.19)$$

$\|u\|$ dan $\|v\|$ masing-masing disebut dengan norm dari u dan norm dari v yang didefinisikan oleh Persamaan (2.20).

$$\|u\| = (\sum_{i=1}^n (\bar{u}_i)^2)^{\frac{1}{2}} \quad , \quad \|v\| = (\sum_{i=1}^n (\bar{v}_i)^2)^{\frac{1}{2}} \quad (2.20)$$

dengan:

$d(u, v)$: jarak *euclidian* ternormalisasi



u	: fitur dari citra yang diuji
v	: fitur dari citra yang telah dilatih
$\ u\ $: norm dari u
$\ v\ $: norm dari v
\bar{u}	: vektor fitur ternormalisasi dari citra yang diuji
\bar{v}	: vektor fitur ternormalisasi dari citra yang telah dilatih
n	: panjang fitur

Dalam menentukan hasil klasifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan *threshold* ataupun dengan menggunakan nilai kedekatan yang paling minimal. Dalam tugas akhir ini, penulis menggunakan nilai kedekatan yang paling minimal sebagai cara untuk menentukan hasil klasifikasi citra. Nilai kedekatan didapatkan dari hasil *euclidian* ternormalisasi. Dari nilai kedekatan yang dihasilkan akan dicari nilai kedekatan yang paling minimal, untuk menentukan data uji lebih menyerupai data pelatihan baik atau lebih menyerupai data pelatihan cacat. Apabila lebih menyerupai data pelatihan baik, maka data uji dikenali sebagai citra baik. Demikian sebaliknya, apabila lebih menyerupai data pelatihan cacat, maka data uji dikenali sebagai citra cacat.

BAB III METODOLOGI

Bab ini membahas mengenai metodologi sistem yang digunakan untuk menyelesaikan tugas akhir. Pembahasan metodologi sistem diawali dengan penjelasan tentang objek penelitian, peralatan yang digunakan, dan tahap penelitian.

3.1 Objek Penelitian

Objek penelitian yang akan digunakan pada tugas akhir adalah citra amunisi. Pengambilan data citra amunisi dilakukan dengan menggunakan kamera dan lingkungan pengambilan gambar yang telah disesuaikan, baik dalam pencahayaan maupun jarak dan sudut pengambilan gambar.

Data citra amunisi didapatkan dari pengambilan gambar 10 amunisi baik dan 10 amunisi cacat, dengan melakukan 4 kali pengambilan gambar untuk setiap amunisi. Perbedaan dalam pengambilan keempat gambar tersebut adalah setiap pengambilan gambar dengan amunisi yang sama dilakukan pada sisi amunisi yang berbeda. Pengambilan gambar pada amunisi cacat dilakukan pada sisi amunisi yang cacatnya terlihat jelas. Dari pengambilan gambar dihasilkan 80 data citra amunisi, yang terdiri dari 40 data citra amunisi baik dan 40 data citra amunisi cacat.

3.2 Peralatan

Peralatan penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan tugas akhir yang diusulkan ini adalah:

1. Perangkat lunak utama yang digunakan untuk membuat antarmuka dan sistem identifikasi cacat peluru adalah MATLAB 2010.
2. Untuk mendapatkan citra amunisi dalam bentuk digital digunakan kamera digital. Dan diolah pada komputer dengan spesifikasi Prosesor AMD A4-3305M APU *with*

Radeon(tm) HD Graphics (2 CPUs), ~1.9GHz, Memory 2 GB.

3.3 Tahap Penelitian

Adapun tahap-tahap yang dilakukan dalam penyusunan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Studi Literatur

Pada tahap pertama ini akan dilakukan pengkajian tentang tahapan dalam akuisisi citra, pengolahan citra, ekstraksi fitur dengan LDA dan klasifikasi objek dengan jarak *euclidean* ternormalisasi. Studi ini dilakukan dengan membaca buku, jurnal, ataupun artikel yang terkait serta diskusi dengan dosen dan mahasiswa terkait.

2. Analisis dan Perancangan Sistem

Tahap kedua ini bertujuan untuk memahami pengolahan citra dan algoritma *Linear Discriminant Analysis* dan dilanjutkan dengan tahapan perancangan sistem yang digunakan untuk uji coba. Tahapan yang dilakukan selanjutnya adalah tahapan perancangan data, proses, dan antarmuka.

3. Membangun sistem deteksi kecacatan

Pada tahap ketiga akan dilanjutkan dengan membuat sistem deteksi kecacatan sesuai dengan hasil analisis dan desain. Sistem dibuat untuk melakukan uji coba pada tugas akhir ini. Sistem dibuat menggunakan Matlab. Pada Sistem deteksi kecacatan ini memiliki inputan berupa citra amunisi dan dilanjutkan dengan pengolahan citra dengan *thresholding* Otsu, *cropping*, *scaling*, *grayscale* dan ubah dimensi dilanjutkan dengan ekstraksi fitur dan klasifikasi citra.

4. *Pelatihan* dan Skenarionya

Pada tahap ini dilakukan proses pelatihan menggunakan algoritma LDA. *Pelatihan* dilakukan setelah citra amunisi

melewati proses pengolahan citra digital. Parameter-parameter yang diubah pada proses *pelatihan* adalah banyaknya data pelatihan dan panjang fitur. Proses *pelatihan* dilakukan untuk mendapatkan proyeksi optimal yang akan digunakan dalam proses klasifikasi citra

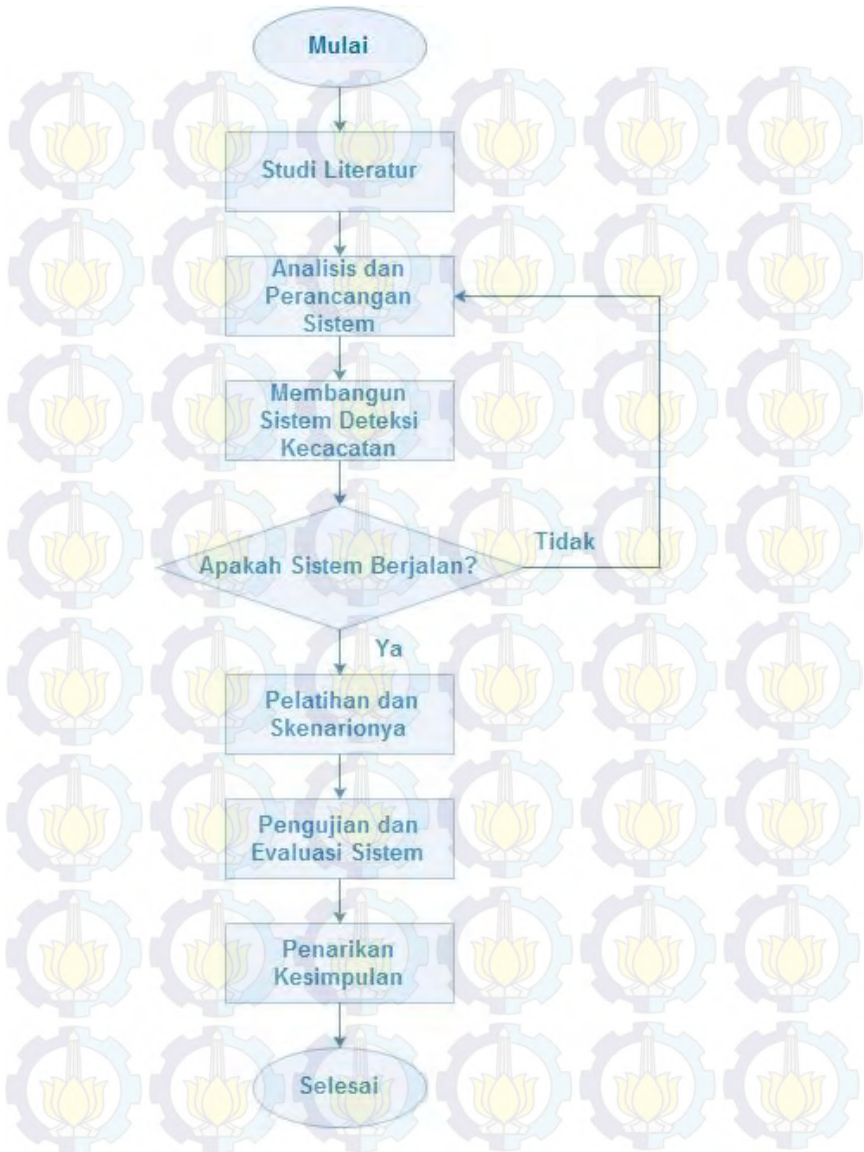
5. Pengujian dan Evaluasi Sistem Deteksi Kecacatan Amunisi

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibuat. Pengujian meliputi proses sistem tersebut bekerja serta hasil yang ditampilkan. Kemudian dilakukan pengujian dan evaluasi terhadap sistem yang telah dibuat.

6. Penarikan Kesimpulan

Tahap penarikan kesimpulan merupakan tahap akhir dalam proses penelitian Tugas Akhir ini, dimana pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan terhadap hasil yang telah dicapai.

Tahap-tahap pengerjaan Tugas Akhir yang telah dijelaskan di atas digambarkan dalam diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Tahap Pengerjaan

Sistem deteksi kecacatan amunisi dalam tugas akhir ini melalui beberapa tahapan, yakni tahap akuisisi citra, pengolahan citra, pelatihan dan pengujian dengan metode LDA dan klasifikasi citra. Secara garis besar tahapan-tahapan tersebut digambarkan pada Gambar 3.2 berikut :



Gambar 3.2 Diagram Alir Tahap Program



BAB IV

PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Pada bab ini menjelaskan mengenai perancangan sistem dan hasil implementasi seluruh proses yang telah dirancang sebelumnya. Pembahasan perancangan sistem diawali dengan penjelasan tentang lingkungan perancangan sistem, perancangan data, gambaran identifikasi cacat peluru secara umum dan perancangan algoritma beserta proses-proses yang ada dalam tugas akhir ini. Selanjutnya membahas implementasi sistem yang dimulai dari lingkungan implementasi sistem dan dilanjutkan dengan hasil implementasi antarmuka dan keseluruhan proses di dalam sistem.

4.1 Perancangan Sistem

Tampilan dari sistem identifikasi cacat peluru dibangun dengan tampilan yang sederhana. *Software* yang digunakan untuk membangun sistem identifikasi cacat peluru adalah Matlab 2010.

4.1.1 Lingkungan Perancangan Sistem

Lingkungan perancangan dari sistem deteksi cacat peluru meliputi perangkat keras dan lunak komputer. Detail dari perangkat keras dan lunak yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Lingkungan Perancangan Sistem

Perangkat Keras	Prosesor	: AMD A4-3305M APU with Radeon(tm) HD Graphics (2 CPUs), ~1.9GHz
	Memory	: 2 GB
Perangkat Lunak	Sistem Operasi	: Windows 7 Ultimate 32-bit
	Tools	: MATLAB 2010

4.1.2 Proses Pengolahan Data

Sistem identifikasi kecacatan peluru dengan metode *Linear Discriminant Analysis* dalam tugas akhir ini dibagi menjadi 3 macam, yaitu data masukan, data proses dan data keluaran. Data masukan adalah data citra peluru hasil pengambilan oleh kamera. Data proses adalah data ketika tahap-tahap pemrosesan citra peluru yang sedang dilakukan. Sedangkan data keluaran berupa hasil klasifikasi dengan penghitungan Jarak Euclidean Ternormalisasi.

A. Data Masukan

Data masukan dalam sistem deteksi kecacatan amunisi adalah citra amunisi pada bagian selongsong (*cartridge*). Pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera yang dengan jarak dan sudut yang telah disesuaikan. Citra yang diambil berasal dari 10 amunisi baik dan 10 amunisi cacat, dengan 4 kali pengambilan gambar untuk setiap amunisi. Sehingga terdapat 80 citra amunisi yang dihasilkan, yakni 40 citra amunisi baik dan 40 citra amunisi cacat. Citra amunisi disimpan dalam bentuk .jpg. Data masukan akan dibedakan menjadi 2 yaitu data pengujian dan data pelatihan.

B. Data Proses

Semua data masukan akan diolah menjadi data yang digunakan sebagai data yang diperlukan dalam algoritma LDA. Semua data yang diolah dalam sistem deteksi cacat amunisi akan dijelaskan dalam Tabel 4.2 berikut :

Tabel 4.2 Data Proses

Nama Data	Tipe Data	Keterangan
Citra Otsu	Uint8	Data ini berupa matriks hasil thresholding Otsu citra amunisi.
Citra Biner	logical	Data ini berupa nilai piksel biner (0 dan 1).

Citra <i>cropping</i>	Uint8	Data ini berupa nilai piksel hasil cropping citra.
Mean	Double	Data ini merupakan hasil rata-rata nilai piksel yang telah di proses. Data mean akan digunakan untuk pemrosesan ekstraksi fitur dengan LDA.
Nilai Eigen	Double	Data Nilai Eigen didapatkan dari matriks <i>scatter</i> dan <i>between</i> .
Vektor Eigen	Double	Data ini merupakan Vektor Eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen yang telah didapat sebelumnya.

Tipe data Uint8 adalah tipe data yang mempunyai rentang nilai 0-255 (bulat positif). Sedangkan logical mempunyai nilai 0 dan 1 menghasilkan warna hitam dan putih. Sedangkan Tipe data double merupakan tipe data primitif yang digunakan untuk menyimpan bilangan pecahan dan memiliki jangkauan nilai antara $-1,8 \times 10^{308}$ sampai dengan $-5,0 \times 10^{-324}$ dan $5,0 \times 10^{-324}$ sampai dengan $1,8 \times 10^{308}$.

C. Data Luaran

Data luaran pada sistem ini berupa hasil ekstraksi fitur dan Pengujian oleh algoritma *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan Jarak Euclidean Ternormalisasi. Sebelum mendapatkan data luaran, Data amunisi yang telah didapatkan dari proses akuisisi dilakukan pengolahan citra terlebih dahulu agar didapatkan vektor masukan untuk algoritma LDA. Selanjutnya dengan menggunakan LDA, vektor masukan diolah sehingga didapatkan proyeksi optimal yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar. Setelah didapatkan, proyeksi optimal tersebut digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian. Sehingga didapatkan fitur yang digunakan sebagai masukan proses klasifikasi dengan Euclidean

Ternormalisasi. Dari proses klasifikasi akan menghasilkan nilai kedekatan data testing dengan data pelatihan. Proses identifikasi amunisi dalam Tugas Akhir ini dengan mencari nilai kedekatan yang paling kecil. Sehingga data luaran akan bergantung pada kedekatan yang dihasilkan data pelatihan dengan data pengujian pada proses klasifikasi dengan Euclidean Ternormalisasi. Hasil identifikasi dari sistem ini akan menghasilkan dua kemungkinan, yakni tergolong citra baik atau citra cacat.

4.1.3 Gambaran Sistem Secara Umum

Gambaran sistem secara umum merupakan gambaran keseluruhan proses yang dilakukan sistem serta algoritma-algoritma yang digunakan untuk mengerjakan masing-masing proses tersebut. Sistem ini terdiri dari 4 proses utama, yaitu :

1. Proses akuisisi citra amunisi, berupa citra digital yang diambil menggunakan kamera digital secara manual dan disimpan dalam media penyimpanan. Selanjutnya citra dimasukkan kedalam program oleh pengguna.
2. Proses pengolahan citra, adalah serangkaian proses untuk mempersiapkan citra amunisi sebelum proses ekstraksi fitur dengan LDA dan klasifikasi dengan euclidean Ternormalisasi. Proses pengolahan citra meliputi beberapa proses, yakni proses *thresholding* Otsu, *cropping*, *scalling*, *grayscale* dan ubah dimensi.
3. Proses Ekstraksi Fitur dengan LDA, merupakan serangkaian proses untuk mengimplementasikan sistem dengan menggunakan algoritma LDA untuk mendapatkan proyeksi optimal dari data pelatihan yang digunakan untuk pembuatan fitur. Ada 2 proses yang dilakukan, yaitu :
 - a. Proses pelatihan (*training*), adalah proses untuk melatih sistem dengan data masukan yang telah diolah sebelumnya sehingga mampu mengenali apabila diberi masukan yang baru.

- b. Proses pengujian (*testing*), yaitu proses membandingkan fitur masukan baru dengan fitur yang ada pada referensi yang sebelumnya sudah dilatih kepada sistem.
4. Proses Klasifikasi dengan Euclidean Ternormalisasi, merupakan proses identifikasi masukan baru dengan melakukan penghitungan jarak Euclidean dan mencari kedekatannya dengan data masukan yang telah dilatih. Kedekatan atau jarak antara fitur referensi dan fitur masukan baru akan dicari kedekatan yang paling minimal atau paling kecil. Kedekatan minimal yang akan menentukan citra masukan baru teridentifikasi sebagai citra baik atau citra cacat.

Gambaran sistem identifikasi kecacatan peluru dengan algoritma *Linear Discriminant Analysis* dapat dilihat pada Gambar 4.1.

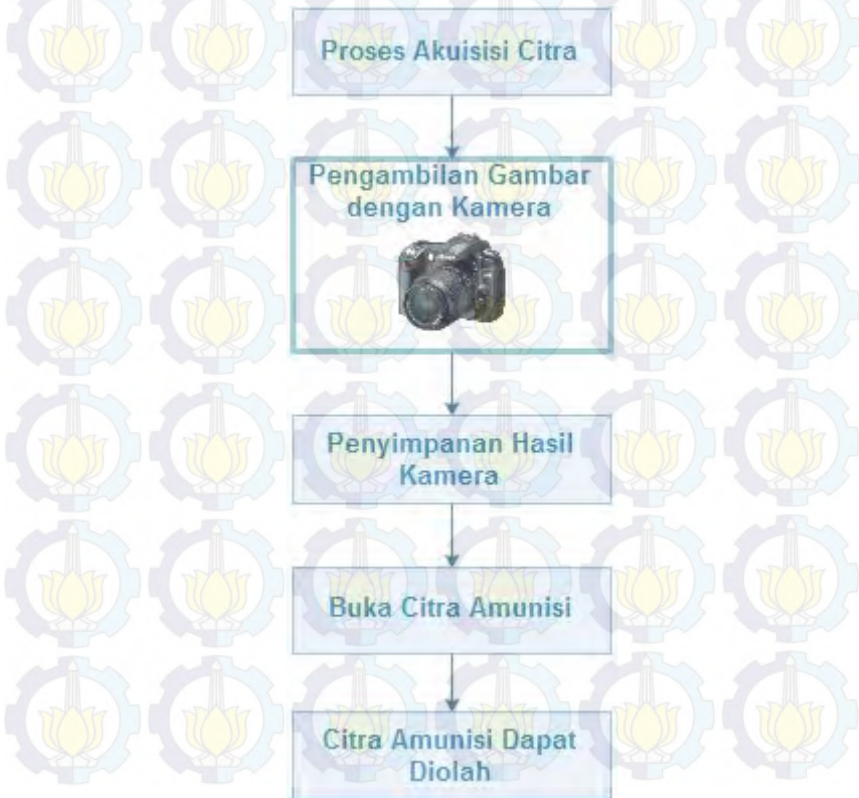
4.1.4 Proses Akuisisi

Tahap awal yang dilakukan sebelum melakukan proses yang lainnya adalah proses akuisisi. Dalam proses ini diawali dengan pengambilan gambar dengan kamera. Pengambilan gambar dilakukan dengan melakukan pengaturan posisi amunisi dan kamera agar menghasilkan keadaan yang sesuai dalam pengambilan citra. Keadaan yang sesuai ini meliputi pencahayaan yang cukup dan jarak antara kamera dan amunisi. Pentingnya pengaturan pencahayaan dalam pengambilan citra amunisi dikarenakan untuk mengurangi efek mengkilap dari amunisi.



Gambar 4.1 Diagram Alir Proses (a) Pelatihan dan (b) Pengujian

Data hasil pengambilan gambar dengan menggunakan kamera sehingga didapat citra amunisi dalam bentuk digital dan disimpan dengan format .jpg. Banyaknya data hasil pengambilan gambar adalah 80 citra yang terdiri dari 40 citra baik dan 40 citra cacat. Dengan resolusi citra amunisi masing-masing yang dihasilkan dari pengambilan gambar tersebut adalah citra berukuran 1728x2592 piksel. Setelah proses penyimpanan, data citra amunisi dapat di *load* ke dalam sistem untuk diolah ke dalam proses selanjutnya. Gambar 4.2 berikut menunjukkan proses akuisisi citra amunisi.



Gambar 4.2 Proses Akuisisi Citra Amunisi

4.1.5 Proses Pengolahan Citra Digital

Citra yang disimpan dalam proses akuisisi citra masih berbentuk citra RGB, sehingga proses pengolahan citra sangat diperlukan untuk mendapatkan citra masukan yang digunakan pada proses ekstraksi fitur dengan LDA. Proses pengolahan yang dilakukan dalam tugas akhir ini adalah meliputi beberapa proses berikut :

1. Proses *thresholding* Otsu, yaitu proses segmentasi citra yang bertujuan untuk memisahkan antara objek dan *background*. Objek dalam tugas akhir ini adalah amunisi. Sehingga dapat diperoleh citra amunisi dengan latar belakang putih.
2. Proses *cropping*, yaitu proses memotong citra hasil *thresholding* Otsu sehingga diperoleh citra yang sesuai. Dalam tugas akhir ini, citra yang sesuai adalah citra amunisi yang dibatasi oleh piksel terluar yang nilai pikselnya ditentukan. Sehingga diperoleh citra yang terdapat obyek amunisi tanpa latar belakang.
3. Proses *scaling*, yaitu proses untuk mengubah ukuran citra setelah proses *cropping* sesuai dengan kebutuhan. Dalam tugas akhir ini, citra amunisi yang berukuran 1728x2592 piksel akan direpresentasikan ke dalam matriks berukuran 130x26 piksel.
4. Proses *grayscale*, yaitu proses mengubah citra berwarna (RGB) menjadi citra yang memiliki nilai keabuan. Proses ini membuat citra RGB yang memiliki tiga channel warna yakni channel warna merah, hijau dan biru menjadi citra *grayscale*.
5. Proses ubah dimensi citra, merupakan proses mengubah dimensi citra menjadi bentuk satu dimensi atau menjadi vektor masukan. Dalam tugas akhir ini, citra berukuran 130x26 piksel direpresentasikan menjadi vektor masukan ukuran 1x3380 piksel. Agar ukuran dari vektor masukan tersebut tidak terlalu panjang untuk proses ekstraksi fitur, maka pembuatan fitur diperlukan. Pembuatan fitur dilakukan dengan menghitung rata-rata dari setiap 2x2 piksel citra

amunisi yang telah diproses. Sehingga vektor masukan menjadi berukuran 1×845 piksel.

4.1.6 Proses Ekstraksi Fitur dengan LDA

Metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) merupakan metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur ke dalam kelas-kelas yang berbeda. Ekstraksi fitur itu sendiri merupakan suatu pengambilan ciri dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapat akan dianalisis untuk proses selanjutnya, dalam tugas akhir ini proses selanjutnya adalah proses klasifikasi dengan menggunakan Jarak Euclidean Ternormalisasi.

LDA mencoba untuk memperbesar kemungkinan penyebaran data-data input di antara kelas-kelas yang berbeda dan memperkecil kemungkinan penyebaran data-data *input* di dalam kelas yang sama. Perbedaan antar kelas disajikan oleh matriks S_b (*scatter between class*) dan perbedaan dalam kelas disajikan oleh matriks S_w (*scatter within class*) [1].

Proses ekstraksi fitur dengan LDA ini digunakan untuk melakukan proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*). Proses pelatihan (*training*), merupakan proses melatih sistem sehingga mampu mengenali apabila diberikan masukan baru. Sedangkan, proses pengujian (*testing*) merupakan proses pencocokan fitur suatu masukan baru terhadap fitur referensi yang sebelumnya telah dilatihkan kepada sistem.

Pada tugas akhir ini, menggunakan vektor masukan 1×845 piksel sebagai vektor masukan untuk proses ekstraksi fitur dengan LDA. Vektor masukan tersebut merupakan data pelatihan yang akan dilatih oleh sistem dengan metode LDA. Dengan metode LDA ini, vektor masukan akan diproses agar menghasilkan proyeksi optimal (W_{opt}), yang digunakan untuk mendapatkan proyeksi dari data yang di latih maupun data yang diujikan. Setelah didapatkan data proyeksi yang merepresentasikan data pelatihan dan pengujian, maka proses klasifikasi dengan perhitungan jarak *euchidean* ternormalisasi dapat dilakukan.

4.1.7 Proses Klasifikasi dengan Jarak Euclidean Ternormalisasi

Tahapan setelah proses ekstraksi fitur dengan LDA adalah proses klasifikasi dengan melakukan penghitungan jarak *euclidean* ternormalisasi. Penghitungan kesamaan antara fitur hasil pelatihan dan fitur hasil pengujian adalah dengan melakukan perhitungan Jarak *euclidean* ternormalisasi.

Dari perhitungan jarak *euclidean* akan menghasilkan nilai kedekatan antara fitur testing dan fitur citra amunisi yang dilatih. Semakin kecil nilai kedekatannya, maka semakin mirip citra uji dengan fitur yang dilatih. Sehingga pada proses klasifikasi ini akan dicari nilai kedekatan yang paling minimum antara fitur data testing dengan fitur citra baik atau fitur citra cacat. Nilai kedekatan yang paling minimum ini yang akan menentukan hasil klasifikasi.

4.2 Implementasi

Perancangan program yang telah dibangun selanjutnya diimplementasikan pada bahasa pemrograman dengan menggunakan *software* Matlab R2010a. Pembahasan dalam implementasi sistem meliputi implementasi antarmuka (*interface*) sistem, implementasi tahap akuisisi, pengolahan citra, dan terakhir implementasi tahap ekstraksi fitur dengan LDA.

4.2.1 Implementasi Antarmuka

Pada tugas akhir ini, antarmuka sistem dibangun dengan menggunakan form dan kontrol yang terdapat pada Matlab R2010a. Adapun antarmuka-antarmuka yang diimplementasikan untuk menunjang penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

A. Halaman Utama

Halaman utama merupakan antarmuka yang berisi menu-menu untuk menampilkan antarmuka-antarmuka lainnya dalam

sistem. Hasil implementasi halaman utama dapat dilihat pada gambar 4.3 berikut.



Gambar 4.3 Halaman Utama

Halaman utama dibuat dalam bentuk yang sederhana, terdiri dari 3 bagian utama, diantaranya :

1. Bagian *title bar*
2. Bagian *menu bar*
3. Bagian *main window*

Title bar merupakan bagian yang menunjukkan judul dari antarmuka yang sedang ditampilkan. Di bawah *title bar* terdapat *menu bar* yang berisi sederetan menu-menu yang digunakan oleh sistem. Adapun kegunaan menu-menu yang ditampilkan pada antarmuka utama sistem disajikan dalam Tabel 4.4 berikut ini :

Tabel 4.3 Kegunaan Menu Sistem

Menu	Kegunaan
Pelatihan Manual	Melakukan pelatihan agar sistem dapat mengenali amunisi baik dan cacat melalui input citra

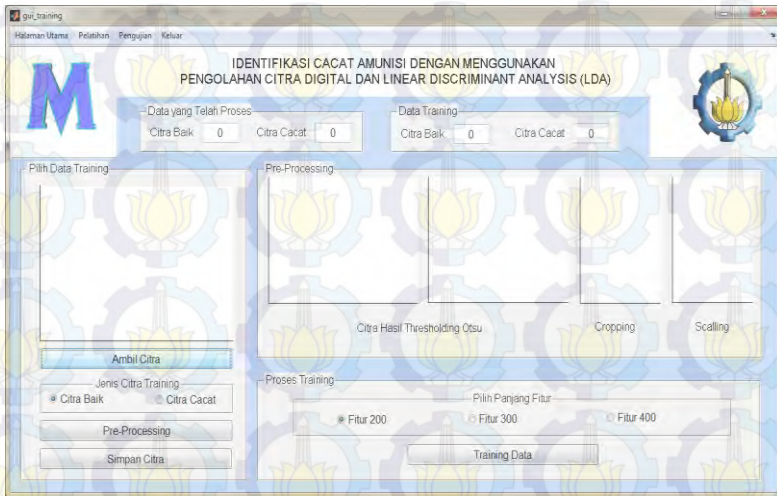
	amunisi secara manual
Pelatihan Load Data	Melakukan pelatihan agar sistem dapat mengenali amunisi baik dan cacat dengan menggunakan data masukan yang telah diproses dan disimpan dalam sistem.
Pengujian	Melakukan pengujian, pengamatan, & penilaian pada sistem, seberapa baik hasil yang didapatkan pada data masukan tertentu.
Keluar	Keluar dari sistem

Main window merupakan bagian antarmuka yang digunakan untuk menampilkan berbagai antarmuka lain di dalam sistem.

B. Antarmuka Pelatihan

Antarmuka Pelatihan berguna untuk melakukan pelatihan terhadap citra amunisi. Pada antarmuka Pelatihan ini dibagi menjadi dua sub-menu, yakni antarmuka Pelatihan Manual dan Pelatihan Load Data. Pelatihan Manual Melakukan pelatihan agar sistem dapat mengenali amunisi baik dan cacat melalui *input* citra amunisi secara manual. Sedangkan Pelatihan *Load Data* melakukan pengujian, pengamatan, & penilaian pada sistem, seberapa baik hasil yang didapatkan pada data masukan tertentu. Sama seperti antarmuka pada halaman utama, antarmuka pelatihan manual maupun pelatihan *load data* juga memiliki menu file yang dapat memudahkan dalam proses uji coba. Hasil implementasi antarmuka pelatihan citra amunisi secara manual

maupun pelatihan load data dapat dilihat pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5 berikut :



Gambar 4.4 Antarmuka Pelatihan Citra Amunisi Secara Manual



Gambar 4.5 Antarmuka Pelatihan Citra Amunisi dengan Load Data

Pada antarmuka Pelatihan Manual terdapat 4 buah tombol dan 2 *radio button* yang memiliki fungsi yang berbeda-beda. Fungsi dari tombol dan *radio button* tersebut adalah sebagai berikut :

1. Tombol ambil citra digunakan untuk mengambil citra amunisi yang tersimpan pada komputer.
2. Tombol pre-processing untuk melakukan pemrosesan terhadap citra yang akan dilatih. Pemrosesan tersebut meliputi proses *thresholding* Otsu, proses *cropping*, proses *scaling* menjadi citra berukuran 130x26 piksel, proses *grayscale* dan proses ubah dimensi citra. Citra hasil pemrosesan tersebut akan ditampilkan pada *axes* yang telah dibuat pada halaman Pelatihan Manual.
3. Tombol simpan citra digunakan untuk melakukan penyimpanan citra hasil pemrosesan pada Pelatihan Manual. Penyimpanan dibedakan berdasarkan jenis citra baik atau citra cacat kedalam format penyimpanan *.mat*. Apabila tombol simpan citra dipilih maka akan menyebabkan perubahan pada *textfield* banyak data yang diproses.
4. Tombol training data digunakan untuk melatih data yang telah disimpan sebelumnya dengan menggunakan metode LDA, sehingga didapatkan proyeksi optimal yang digunakan untuk mendapatkan proyeksi data pelatihan dan proyeksi data pengujian. Tombol training data akan mempengaruhi *textfield* banyak data training.
5. *Radio button* jenis citra training digunakan untuk melakukan pilihan jenis citra yang akan disimpan. Pilihan jenis citra terdiri dari jenis citra baik dan cacat.
6. *Radio button* panjang fitur digunakan untuk melakukan pilihan terhadap panjang fitur yang akan digunakan dalam proses LDA. Panjang fitur ini yang akan mempengaruhi hasil dari klasifikasi dengan jarak *Euclidean* ternormalisasi. Panjang fitur terdiri dari fitur 200, fitur 300 dan fitur 400.

Sedangkan pada antarmuka Pelatihan Load Data, terdapat 1 tombol dan 2 *radio button* yang memiliki fungsi yang berbeda-

beda pula. Berikut fungsi dari tombol dan *radio button* yang ada pada antarmuka Pelatihan Load Data.

1. Tombol training digunakan untuk melakukan pelatihan dengan metode LDA dengan data yang telah disimpan didalam sistem. Fungsinya sama dengan tombol training data pada antarmuka Pelatihan Manual.
2. *Radio button* pilih jumlah data training digunakan untuk memilih banyaknya data yang akan dilatih dengan metode LDA. Pilihan jumlah data yang akan dilatih adalah 5, 10 serta 15 data baik dan cacat. Banyaknya data yang dilatih juga akan mempengaruhi lamanya waktu pelatihan.
3. *Radio button* pilih panjang fitur memiliki fungsi yang sama dengan *radio button* panjang fitur pada antarmuka Pelatihan Manual, yakni melakukan pilihan panjang fitur yang akan digunakan dalam ekstraksi fitur dengan LDA. Fitur terdiri dari Fitur 200, 300 dan 400.

C. Antarmuka Pengujian

Antarmuka Pengujian digunakan untuk melakukan pengujian terhadap sistem berdasarkan algoritma LDA dan melakukan klasifikasi dengan menggunakan Jarak Euclidean Ternormalisasi. Pada antarmuka Pengujian terdapat deretan menu sama seperti pada antarmuka Halaman Utama dan antarmuka Pelatihan. Hasil implementasi antarmuka Pengujian dapat dilihat pada Gambar 4.6 berikut :



Gambar 4.6 Antarmuka Pengujian Citra Amunisi

Pada antarmuka Pengujian terdapat 3 tombol yang memiliki fungsi hampir sama pada antarmuka Pelatihan Manual. Fungsi dari tombol-tombol tersebut adalah sebagai berikut :

1. Tombol *Ambil Citra* digunakan untuk mengambil citra amunisi untuk pengujian yang tersimpan pada komputer.
2. Tombol *Pre-Processing* untuk melakukan pemrosesan terhadap citra yang akan diuji. Pemrosesan tersebut meliputi proses *thresholding* Otsu, proses *cropping*, proses *scaling* menjadi citra berukuran 130x26 piksel, proses *grayscale* dan proses ubah dimensi citra. Citra hasil pemrosesan tersebut akan ditampilkan pada *axes* yang telah dibuat pada antarmuka Pengujian.
3. Tombol *Testing Citra* digunakan untuk melakukan pengujian citra yang telah dipilih sebelumnya dengan menggunakan metode LDA, sehingga didapatkan proyeksi optimal yang digunakan untuk mendapatkan proyeksi data *testing*. Setelah mendapatkan proyeksi data *testing*, maka hasil proyeksi dapat dihitung kedekatannya dengan data pelatihan yang telah disimpan pada proses pelatihan. Nilai kedekatan ini yang

akan mendasari klasifikasi citra uji. Tombol testing data akan mempengaruhi *textfield* Hasil Pengujian Citra Amunisi. Hasil Pengujian akan mengidentifikasi citra uji sebagai citra baik atau citra cacat.

4.2.2 Implementasi Tahap Akuisisi

Proses akuisisi citra digunakan untuk mendapatkan citra amunisi yang sebelumnya telah tersimpan. Proses ini tidak dilakukan secara otomatis. Namun, membutuhkan interaksi pengguna untuk mencari dan mengambil citra yang dibutuhkan di dalam media penyimpanan.

Proses akuisisi citra diimplementasikan menjadi sebuah program ke dalam fungsi yang telah tersedia dalam matlab. Fungsi diatas dijalankan adalah ketika tombol “Ambil Citra” dipilih.

4.2.3 Implementasi Tahap Pengolahan Citra

Pada tugas akhir ini, tahap pra-pengolahan terdiri dari beberapa proses yang sangat mempengaruhi proses selanjutnya serta hasil yang didapatkan. Proses-prosesnya meliputi *thresholding* Otsu, *cropping*, *scalling*, *grayscale*, dan ubah dimensi citra.

A. Implementasi Proses *Thresholding* Otsu

Proses *thresholding* Otsu adalah proses segmentasi citra yang bertujuan untuk memisahkan antara objek dan *background*. Sehingga dapat diperoleh citra amunisi dengan latar belakang putih. Proses tersebut diimplementasikan menjadi sebuah program kedalam fungsi berikut :

```
[thres]=graythresh(exg);
```

Fungsi `graythresh` merupakan fungsi pada matlab yang digunakan untuk menentukan *threshold* dengan menggunakan metode Otsu. Variabel `exg` merupakan variabel hasil perhitungan RGB. Penghitungan RGB yang dimaksud dalam tugas akhir ini adalah dengan melakukan penghitungan dengan memanfaatkan piksel *red*, *green*, dan *blue* dari citra masukan. Sedangkan variabel `thres` merupakan *threshold* yang didapatkan dari *thresholding* Otsu. Setelah didapatkan *threshold* dari *thresholding* Otsu, fungsi yang digunakan adalah mendapatkan citra biner hasil *thresholding* Otsu yang disajikan pada fungsi berikut :

```
bw=im2bw(exg,thres);
```

Kode program selengkapanya dari fungsi untuk proses *thresholding* Otsu disajikan pada Lampiran A1. Data luaran dari fungsi tersebut adalah citra yang telah diproses dengan *thresholding* Otsu berupa citra biner dan citra yang telah dipisahkan antara objek dan *background*.

B. Implementasi Proses *Cropping*

Proses *cropping* adalah proses pemotongan citra sehingga citra yang diolah hanya citra yang diperlukan saja yakni pada objek amunisi. Proses tersebut diimplementasikan menjadi sebuah program kedalam fungsi `crop`.


```
function [crop1]=crop(rgbPic)
img = im2double(rgbPic);
b = sum( (1-img).^2, 3 );
st = regionprops( double( b > .5 ),
'BoundingBox' );
rect = st.BoundingBox;
crop1=imcrop(img,rect);
```

Variabel `rgbPic` dalam fungsi `crop` merupakan citra berwarna hasil *thresholding* Otsu. Kode program selengkapnya dari fungsi disajikan pada Lampiran A2. Data luaran dari fungsi `crop` adalah citra hasil pemotongan dalam bentuk citra RGB atau citra berwarna.

C. Implementasi Proses *Scalling*

Proses ini bertujuan mengubah ukuran citra menjadi citra normal sehingga citra akan berukuran sama untuk tiap citra yang diproses. Dalam tugas akhir ini, semua citra yang diproses akan diubah menjadi citra yang berukuran 130x26 piksel. Proses *scalling* ini menggunakan fungsi pada matlab sebagai berikut :

```
pic_new=imresize(crop1, [130 26]);
```

Variabel `crop1` merupakan variabel yang berisi piksel citra hasil *cropping*. Sedangkan data luaran dari fungsi tersebut adalah citra amunisi yang berukuran 130x26 piksel dalam bentuk citra berwarna atau citra RGB.

D. Implementasi Proses *Grayscale*

Proses ini bertujuan untuk mengubah citra berwarna menjadi citra dalam bentuk *grayscale*. Proses ini juga dapat menggunakan fungsi pada matlab dengan fungsi `rgb2gray`.


```
im_input=rgb2gray(pic_new);
```

Variabel `pic_new` dalam fungsi *grayscale* merupakan variabel hasil proses *scaling* pada proses sebelumnya. Data luaran dari fungsi tersebut adalah citra amunisi dalam bentuk *grayscale* atau citra amunisi yang memiliki derajat keabuan.

E. Implementasi Proses Ubah Dimensi

Proses Ubah Dimensi ini bertujuan untuk mendapatkan vektor input satu dimensi dari citra amunisi yang telah diproses sebelumnya. Vektor inilah yang akan digunakan sebagai vektor masukan ekstraksi fitur dengan LDA. Fungsi yang digunakan adalah sebagai berikut :

```
[a,b]=size(im_input);
x=(a/sq)*(b/sq);
miu=zeros(1,x);
i=0;
for m=1:sq:a
    for n=1:sq:b
        i=i+1;
        for o=0:sq-1
            for p=0:sq-1
                miu(1,i)=miu(1,i)+im_input(m+o,n+p);
            end
        end
        miu(1,i)=miu(1,i)/(sq^2);
    end
end
```

Variabel `im_input` merupakan variabel hasil proses *grayscale*. Data luaran yang dihasilkan pada proses ini berupa vektor yang berukuran 1x845 piksel. Untuk kode program selengkapnya dapat disajikan pada Lampiran A3.

4.2.4 Implementasi Tahapan Ekstraksi Fitur dengan LDA dan Klasifikasi Citra

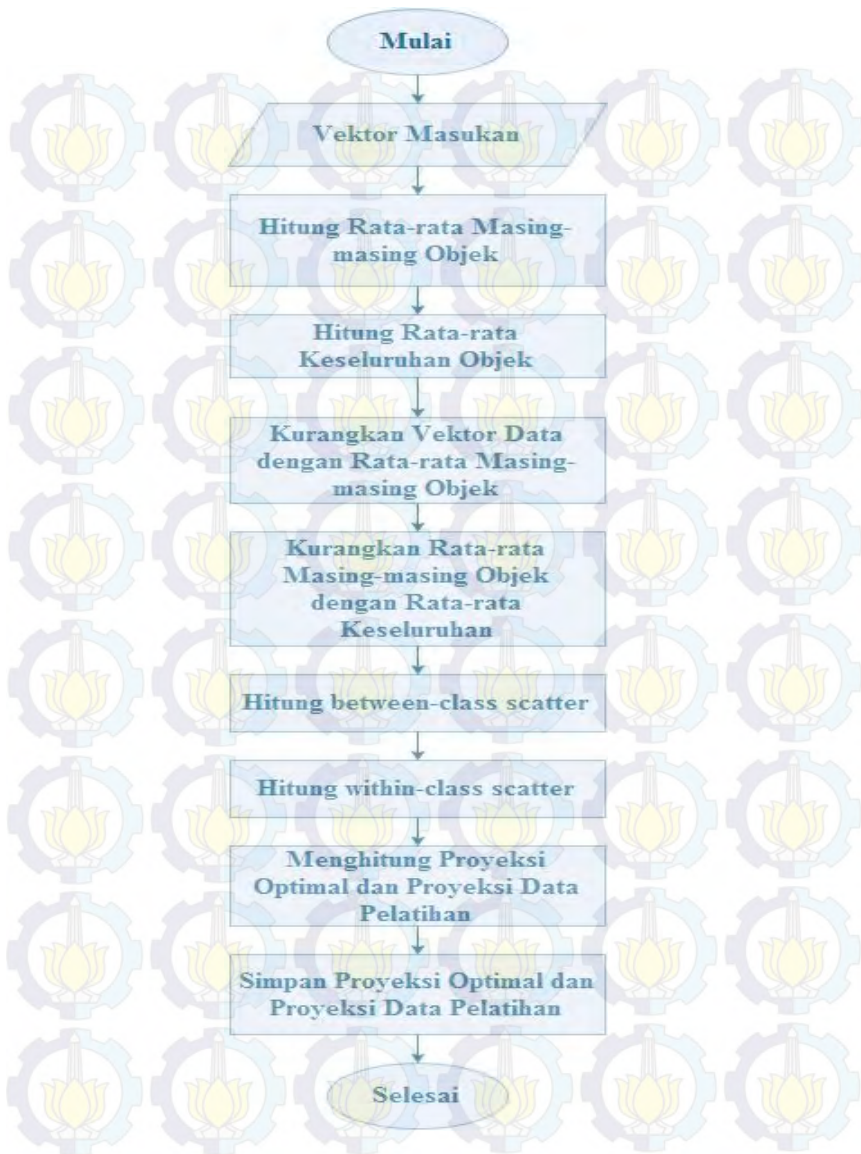
Proses selanjutnya masuk pada tahap ekstraksi fitur dengan LDA yang terdiri dari dua bagian, yaitu pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dengan algoritma LDA.

A. Proses Pelatihan dengan Metode LDA

Proses pelatihan ini bertujuan untuk mencari proyeksi optimal yang digunakan untuk mendapatkan proyeksi data pelatihan. Tahapan dari proses pelatihan dengan metode LDA dijelaskan pada Gambar 4.7. Vektor masukan hasil pengolahan citra digunakan sebagai vektor input dalam proses pelatihan dengan metode LDA. Proses pelatihan dengan LDA meliputi penghitungan rata-rata masing-masing objek, penghitungan rata-rata keseluruhan objek, pengurangan vektor data dengan rata-rata masing-masing objek, pengurangan rata-rata masing-masing objek dengan dengan rata-rata keseluruhan, penghitungan *between class scatter* dan *within class scatter* serta penghitungan proyeksi optimal dan proyeksi data pelatihan, yang kemudian disimpan kedalam bentuk .mat. Proyeksi data pelatihan didapatkan dari hasil perkalian proyeksi optimal dan data pelatihan. Proses pelatihan oleh algoritma *Linear Discriminant Analysis (LDA)* diimplementasikan menjadi sebuah program ke dalam fungsi.

```
function [LDA1,W1]=training(V,X,fitur)
```

Variabel V merupakan variabel yang berisi vektor masukan citra amunisi baik. Sedangkan variabel X merupakan variabel vektor masukan citra amunisi cacat. Variabel fitur merupakan panjang fitur yang akan digunakan untuk melakukan pelatihan dengan menggunakan metode LDA. Luaran dari fungsi ini adalah proyeksi optimal dan proyeksi data pelatihan. Kode selengkapnya dari fungsi tersebut disajikan pada Lampiran B1. Gambar 4.7 merupakan diagram alir proses pelatihan dengan menggunakan algoritma LDA.



Gambar 4.7 Diagram Alir Proses Pelatihan dengan Metode LDA

B. Proses Pengujian dengan Metode LDA dan Klasifikasi Citra

Setelah dilakukan proses pelatihan, maka proses selanjutnya adalah proses pengujian. Proses pengujian ini adalah proses untuk mendapatkan proyeksi data uji yang digunakan dalam proses klasifikasi citra. Pada proses pengujian dengan LDA ini diawali dengan mengambil proyeksi optimal yang telah disimpan dalam bentuk `.mat`. dengan proyeksi optimal ini dilakukan penghitungan proyeksi data uji. Setelah proyeksi data uji didapatkan, langkah selanjutnya adalah mengambil proyeksi data pelatihan.

Proses selanjutnya adalah proses klasifikasi citra dengan melakukan penghitungan jarak *euclidean* ternormalisasi. Proses klasifikasi ini bertujuan untuk menghitung kesamaan proyeksi data pelatihan dan proyeksi data uji yang akan menghasilkan nilai kedekatan. Pemilihan nilai kedekatan dilakukan untuk menentukan citra uji termasuk citra amunisi baik atau citra amunisi cacat. Nilai kedekatan dipilih yang terkecil nilainya. Kemudian dilakukan pengecekan nilai kedekatan terkecil termasuk citra pelatihan baik atau citra pelatihan cacat. Hasil dari pengecekan nilai kedekatan yang akan menentukan hasil klasifikasi citra.

Proses pengujian diimplementasikan menjadi sebuah program kedalam fungsi testing berikut :

```
function [skor]=testing(pic_new,W1,LDA1)
```

Variabel `pic_new` merupakan variabel yang memuat vektor masukan yang akan diuji. Vektor masukan ini telah melalui proses pengolahan citra sama seperti proses pelatihan sebelumnya. Sedangkan variabel `w1` merupakan variabel hasil pengambilan proyeksi data pelatihan yang telah tersimpan dalam proses pelatihan. Variabel `LDA1` merupakan variabel yang memuat proyeksi optimal hasil penyimpanan dalam proses

pelatihan, yang akan digunakan untuk mendapatkan proyeksi data uji. Penghitungan jarak *euclidean* ternormalisasi terdapat pada fungsi testing. Kode program selengkapnya dari fungsi tersebut disajikan pada Lampiran B2. Data luaran dari fungsi testing adalah nilai kedekatan yang digunakan untuk proses klasifikasi. Klasifikasi citra amunisi diimplementasikan dalam fungsi klasifikasi berikut :

```
function [hasil]=klasifikasi(skor)
baik=0; cacat=0;
[row,col]=size(skor);
a=importdata('baik.mat','V');
b=importdata('cacat.mat','X');
a=size(a,1);

    tBaik=min(skor(1,1:a))
    tCacat=min(skor(1,a+1:col))

    if tBaik < tCacat
        hasil='Citra Baik';
        baik=baik+1;
    else
        hasil='Citra Cacat';
        cacat=cacat+1;
    end
```

Variabel skor memuat nilai kedekatan yang dihasilkan pada proses pengujian. Kode program selengkapnya disajikan pada Lampiran C3 . Keseluruhan proses pengujian dengan metode LDA dan klasifikasi citra disajikan dalam diagram alir pada Gambar 4.8.





BAB V

PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN HASIL

Bab ini menjelaskan mengenai proses pengujian yang dilakukan terhadap sistem identifikasi cacat amunisi. Hasil pengujian kemudian dibahas untuk mengetahui unjuk kerja sistem secara keseluruhan dalam menjalankan fungsi yang diharapkan. Isi dari bab ini dimulai dengan mengenalkan lingkungan pengujian sistem yang digunakan. Selanjutnya dijelaskan mengenai hasil pengujian terhadap sistem yang telah diimplementasikan pada bab 4, yaitu pengujian tahap akuisisi, pengolahan citra, algoritma *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan Euclidean ternormalisasi dengan beberapa parameter dan hubungan dengan tingkat akurasi.

5.1 Lingkungan Pengujian Sistem

Lingkungan pengujian dari sistem deteksi cacat amunisi meliputi perangkat keras dan lunak komputer. Detail dari perangkat keras dan lunak yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 5.1

Tabel 5.1 Lingkungan Pengujian Sistem

Perangkat Keras	Prosesor : AMD A4-3305M APU with Radeon(tm) HD Graphics (2 CPUs), ~1.9GHz
	Memory : 2 GB
Perangkat Lunak	Sistem Operasi : Windows 7 Ultimate 32-bit
	Tools : MATLAB 2010

5.2 Pengujian Tahap Akuisisi

Tujuan dari pengujian tahap akuisisi adalah untuk mengetahui bahwa sistem telah mendapatkan piksel-piksel dari citra amunisi.

Pengujian dilakukan dengan cara menginputkan file citra amunisi ke dalam program yang telah dibuat.

Gambar 5.1 berikut merupakan gambar proses hasil akuisisi pada citra amunisi baik dan cacat oleh Matlab:



(a)

(b)

Gambar 5.1 Hasil Akuisisi. (a) Citra Baik, (b) Citra Cacat

5.3 Pengujian Tahap Pengolahan Citra

1. Pengujian proses *thresholding* Otsu bertujuan untuk mengetahui bahwa sistem berhasil memisahkan antara obyek dan *background* yang disajikan pada Gambar 5.2.



(a)

(b)

Gambar 5.2 Hasil *Thresholding* Otsu. (a) Citra Baik,

(b) Citra Cacat

2. Pengujian proses *cropping*

bertujuan untuk mengetahui bahwa sistem berhasil mengambil obyek, sehingga yang tersisa hanya citra amunisi. Gambar 5.4(a) dan 5.4(d) adalah citra amunisi yang telah dikenai proses *cropping* pada citra amunisi baik dan cacat. Sehingga ukurannya menjadi lebih kecil, yakni berukuran 1311x262 piksel.

3. Pengujian proses *scaling*

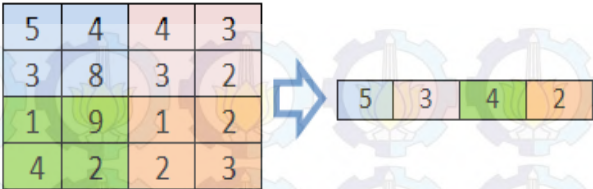
Pengujian proses *scaling* bertujuan untuk mengetahui bahwa sistem telah mengubah ukuran piksel citra menjadi 130x26. Gambar 5.4(b) dan 5.4(e) adalah gambar amunisi hasil *scaling*.

4. Pengujian *grayscale*

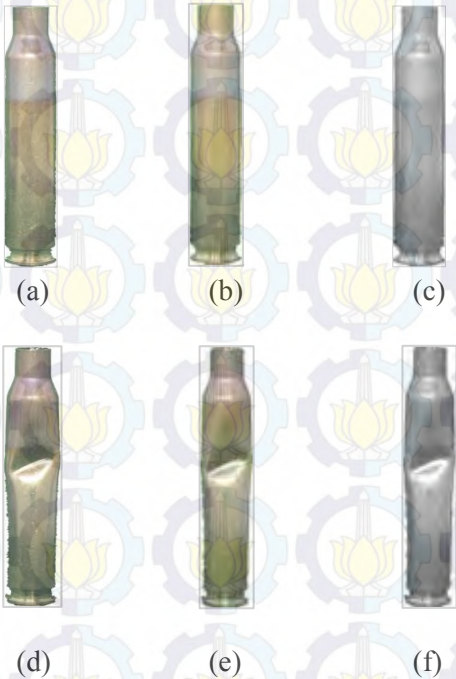
Pengujian *grayscale* bertujuan untuk mengetahui bahwa sistem telah mengubah citra amunisi hasil *scaling* yang masih dalam bentuk citra berwarna menjadi citra *grayscale* seperti yang disajikan pada Gambar 5.4(c) dan 5.4(f)

5. Pengujian Ubah Dimensi

Pengujian Ubah Dimensi bertujuan untuk mendapatkan vektor *input* satu dimensi dari citra amunisi yang telah diproses sebelumnya. Vektor *input* satu dimensi ini akan menjadi vektor masukan untuk proses ekstraksi fitur dengan LDA. Agar ukuran dari vektor *input* tidak terlalu panjang maka dilakukan penghitungan rata-rata dari vektor input. penghitungan rata-rata dilakukan dengan cara menghitung rata-rata dari setiap 2x2 piksel citra amunisi yang telah diproses. penghitungan rata-rata dilakukan pada data pelatihan yang berukuran 130x26. Dari proses tersebut akan menghasilkan vektor baris yang berukuran 1x845 piksel yang akan menjadi vektor masukan ekstraksi fitur dengan LDA. Contoh proses ubah dimensi dapat digambarkan pada Gambar 5.3.



Gambar 5.3 Contoh Ubah Dimensi Citra



Gambar 5.4 Hasil Tahap Pengolahan Citra.

(a) *Cropping* Citra Baik, (b) *Scalling* Citra Baik,
(c) *Grayscale* Citra Baik, (d) *Cropping* Citra Cacat,
(e) *Scalling* Citra Cacat, (f) *Grayscale* Citra Cacat.

5.4 Pengujian Tahap LDA dan Euclidean Ternormalisasi

Pengujian sistem menggunakan 40 data amunisi cacat dan 40 data amunisi baik. Data dibagi menjadi data pelatihan dan data uji. Data pelatihan dibagi ke dalam 3 kelompok data, yakni :

1. Data A yang terdiri dari 5 citra baik dan 5 citra cacat
2. Data B yang terdiri dari 10 citra baik dan 10 citra cacat
3. Data C yang terdiri dari 15 citra baik dan 15 citra cacat

Sedangkan data uji terdiri dari 25 citra baik dan 25 citra cacat.

Sebelum melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi citra dengan menggunakan *euclidean* ternormalisasi, data pelatihan maupun data uji terlebih dahulu diolah dengan menggunakan pengolahan citra. Pengolahan citra yang dilakukan dalam tugas akhir ini terdiri dari beberapa proses, yakni proses *thresholding* Otsu, *cropping*, *scalling*, *grayscale* dan ubah dimensi. Dari proses pengolahan citra didapatkan vektor masukan yang digunakan sebagai data masukan dalam proses ekstraksi fitur dengan LDA.

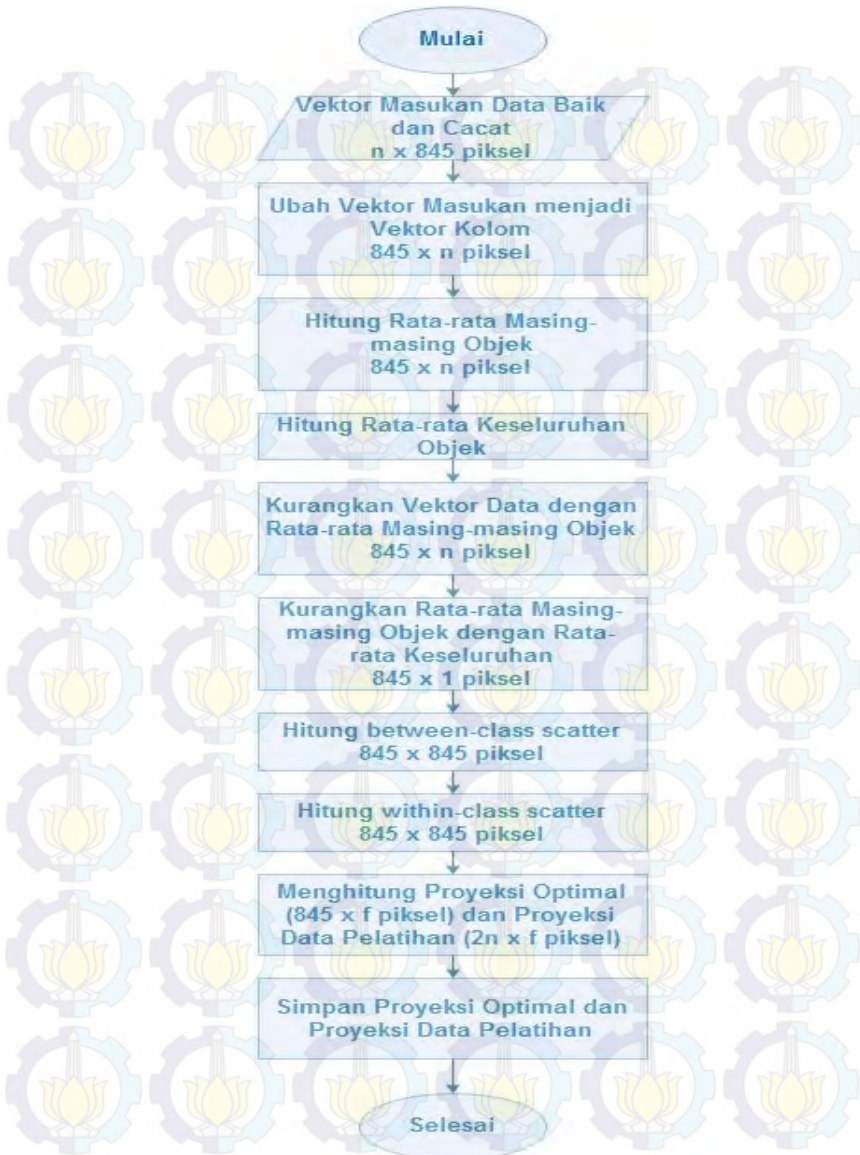
Vektor masukan berukuran 1×845 piksel untuk setiap objek yang dilatih. Karena pelatihan dilakukan pada n data pelatihan, sehingga vektor masukan menjadi berukuran $n \times 845$ piksel. Vektor masukan dibedakan menjadi vektor masukan data baik dan vektor masukan data cacat. Masing-masing vektor masukan dijadikan vektor kolom sehingga ukurannya menjadi $845 \times n$ piksel. Kemudian rata-rata masing-masing objek dihitung sehingga dihasilkan matriks yang berukuran $845 \times n$ piksel. Langkah selanjutnya adalah menghitung rata-rata keseluruhan objek dan melakukan pengurangan vektor data dengan rata-rata masing-masing objek sehingga menghasilkan matriks berukuran $845 \times n$ piksel pula.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan pengurangan rata-rata masing-masing objek dengan rata-rata keseluruhan. Matriks *scatter-between class* dan *scatter-within class* dapat dihitung sehingga menghasilkan matriks yang berukuran 845×845 piksel. Setelah matriks S_b dan S_w didapatkan, proses pelatihan dengan

LDA dilanjutkan dengan menghitung proyeksi optimal dengan melakukan perkalian antara invers matriks S_w dengan matriks S_b .

Dengan menggunakan fungsi yang tersedia pada MATLAB, penghitungan proyeksi optimal yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar dilakukan. Sehingga didapatkan matriks proyeksi optimal yang berukuran $845 \times f$ piksel, dengan f adalah panjang fitur yang digunakan untuk melakukan pelatihan. Proyeksi data pelatihan didapatkan dari hasil perkalian proyeksi optimal dengan data pelatihan. Setelah proyeksi optimal dan proyeksi data pelatihan didapatkan, sistem melakukan penyimpanan ke dalam file penyimpanan MATLAB dalam bentuk .mat. Hasil pengujian proses pelatihan dengan metode LDA disajikan dalam Gambar 5.5.

Proses pelatihan dengan LDA dilanjutkan dengan proses selanjutnya yakni pengujian dan proses klasifikasi citra. Proses klasifikasi citra menggunakan nilai kedekatan yang dihasilkan dari penghitungan jarak *euclidean* ternormalisasi.

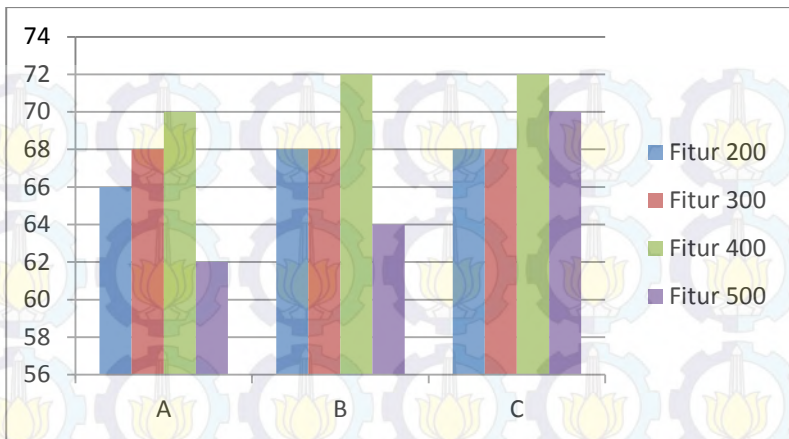


Gambar 5.5 Hasil Pengujian Proses Pelatihan dengan LDA

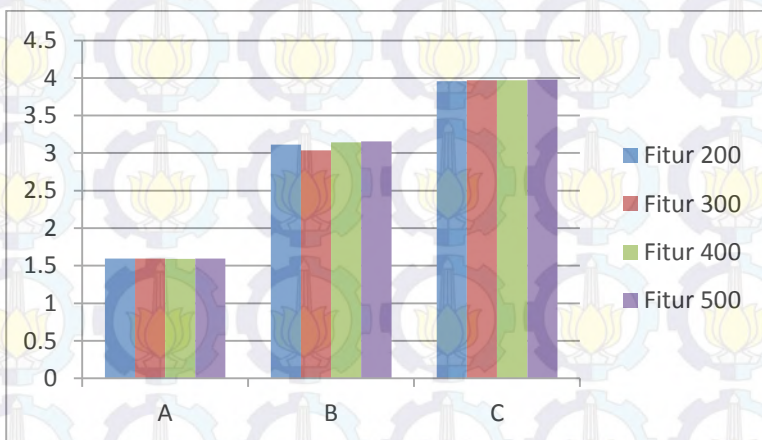
Pada Tabel 5.2 memuat hasil dari pengujian sistem deteksi kecacatan amunisi dengan menggunakan LDA pada 3 kelompok data pelatihan. Pengujian dilakukan pada panjang fitur yang berbeda, yakni fitur 200, 300, 400 dan 500. Dalam Tabel 5.2 juga disajikan waktu komputasi yang diperlukan untuk melakukan proses pelatihan (*training*) dan proses pengujian (*testing*).

Tabel 5.2 Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Pengujian dan Waktu Komputasi

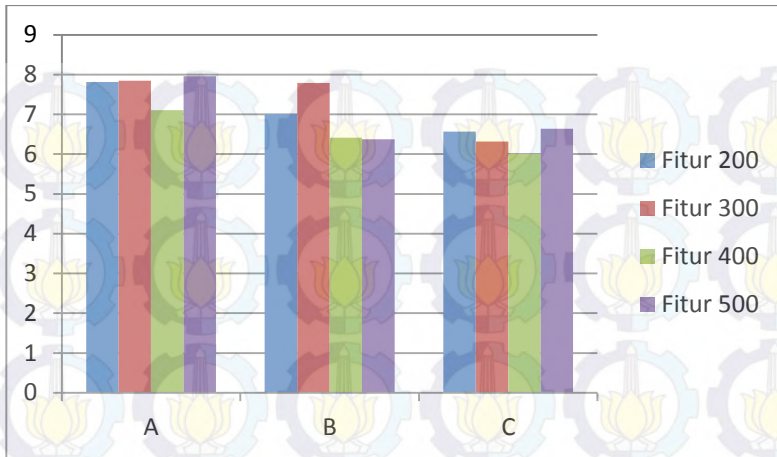
Data	Panjang Fitur	Akurasi	Waktu Komputasi (menit)	
			Training	Testing
A	200	66%	1 menit 35,7 detik	7 menit 49 detik
	300	68%	1 menit 35,6 detik	7 menit 50,8 detik
	400	70%	1 menit 35,5 detik	7 menit 6,1 detik
	500	62%	1 menit 35,8 detik	7 menit 57,2 detik
B	200	68%	3 menit 6,7 detik	7 menit 1 detik
	300	68%	3 menit 2,2 detik	7 menit 47,4 detik
	400	72%	3 menit 8,7 detik	6 menit 24,7 detik
	500	64%	3 menit 9,4 detik	6 menit 22,1 detik
C	200	68%	3 menit 57,5 detik	6 menit 34 detik
	300	68%	3 menit 58,1 detik	6 menit 19,1 detik
	400	72%	3 menit 58,2 detik	6 menit 1 detik
	500	70%	3 menit 58,7 detik	6 menit 38,5 detik



Gambar 5.6 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Pengujian



Gambar 5.7 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Waktu Komputasi untuk Training



Gambar 5.8 Grafik Pengaruh Banyak Data Training dan Panjang Fitur Terhadap Waktu Komputasi untuk Testing

Berdasarkan Tabel 5.2, Gambar 5.6, 5.7 dan 5.8 diketahui bahwa dengan panjang fitur 400 dan banyak data pelatihan 10 data baik dan 10 data cacat yang menghasilkan tingkat akurasi paling tinggi, yaitu 72% dengan waktu komputasi untuk pelatihan 3 menit 8,7 detik.

5.5 Pembahasan Hasil Pengujian

Pembahasan hasil pengujian difokuskan pada hasil pengujian dan proses pengenalan citra amunisi pada tugas akhir ini. Pembahasan hasil pengujian ini digunakan untuk mengetahui kinerja sistem identifikasi cacat peluru menggunakan algoritma LDA. Dari hasil yang telah didapatkan pada subbab sebelumnya, sistem mampu mengenali citra amunisi dengan cukup baik. Pada subbab ini akan dijelaskan cara menghitung tingkat akurasi sistem dengan menggunakan Persamaan 5.1.

Prosentase Akurasi

$$= \frac{\text{jumlah citra baik benar} + \text{jumlah citra cacat benar}}{\text{jumlah citra uji}} \times 100 \quad (5.1)$$

Rekapitulasi pengenalan sistem terhadap pengujian yang telah dilakukan ada pada lampiran C.

5.6 Pembahasan Penyebab Besar Kecilnya Akurasi

Penyebab utama rendahnya akurasi sistem identifikasi cacat amunisi dengan LDA ini terletak pada kualitas citra yang diakuisisi kurang begitu baik. Hal tersebut dikarenakan efek mengkilap dari amunisi pada saat pengambilan gambar dengan kamera. Sehingga proses pengolahan citra kurang optimal



Gambar 5.9 Efek Mengkilap pada Citra Amunisi

Dari Gambar 5.9 dapat dilihat bahwa tidak semua citra hasil kamera dapat diolah menggunakan pengolahan citra.



“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB VI PENUTUP

Bab ini berisi tentang beberapa kesimpulan yang dihasilkan berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan. Disamping itu, pada bab ini juga dimasukkan beberapa saran yang dapat digunakan jika penelitian ini ingin dikembangkan.

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan eksperimen dan pembahasan terhadap hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap sistem identifikasi kecacatan peluru dengan menggunakan algoritma *Linear Discriminant Analysis*, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Tugas akhir ini telah berhasil melakukan identifikasi cacat dengan menggunakan pengolahan citra digital dan *Linear Discriminant Analysis* sebagai metode ekstraksi fitur dengan urutan proses *thresholding otsu*, *cropping*, proses *scalling*, *grayscale* dan proses ubah dimensi.
2. Metode *Linear Discriminant* pada tugas akhir ini dapat mengenali citra amunisi dengan tingkat akurasi sebesar 72% pada 10 data pelatihan baik dan cacat dengan panjang fitur 400 dengan waktu komputasi untuk pelatihan terbaik adalah 3 menit 8,7 detik.

6.2 Saran

Dengan melihat hasil yang dicapai pada penelitian ini, ada beberapa hal yang penulis sarankan untuk pengembangan selanjutnya yaitu:

1. Karena dalam pengambilan citra amunisi masih terdapat efek mengkilap yang ada pada amunisi, sehingga diperlukan proses pengolahan citra untuk menghilangkan efek mengkilap pada amunisi.

2. Penambahan jumlah data amunisi khususnya data yang digunakan untuk proses pelatihan agar didapatkan akurasi yang maksimal.
3. Sistem deteksi kecacatan tidak hanya dikembangkan pada amunisi kaliber 5.56 mm saja, tetapi pada jenis amunisi yang lainnya.
4. Karena metode ini memiliki tingkat akurasi relatif rendah, sehingga untuk kedepan deteksi kecacatan dapat menggunakan metode lain seperti *Geometric Invariant Moment*, *Statistical Texture* dan lain-lain.
5. Pengembangan sistem deteksi kecacatan pada amunisi yang terhubung langsung dengan kamera secara *realtime* dapat dikembangkan.

LAMPIRAN A

A1. KodeFungsiUntuk*Thresholding*OtsuCitra

```
function [im_in,rgbPic] = otsu(I)
```

```
R=im2double(I(:,:,1));
```

```
G=im2double(I(:,:,2));
```

```
B=im2double(I(:,:,3));
```

```
[m,n]=size(B);
```

```
jum=R+G+B;
```

```
for i=1:m
```

```
for j=1:n
```

```
if jum(i,j)==0
```

```
jum(i,j)=0.001;
```

```
end
```

```
end
```

```
end
```

```
r=R./jum;
```

```
g=G./jum;
```

```
b=B./jum;
```

```
exg1=4.0*r-g-b;
```

```
exr=r-g;
```

```
exg=exg1-exr;
```

```
exg=im2uint8(exg);
```

```
exg=medfilt2(exg,[4 4]);
```

```
[thres]=graythresh(exg);
```

```
bw=im2bw(exg,thres);
```

```
bw=medfilt2(bw,[3 3]);
```

```
im_in=imcomplement(bw);
```

```
i=size(im_in);
```

LAMPIRAN A (LANJUTAN)

```
for x=1540:i(1)
for y=1:i(2)
if im_in(x,y)==0
im_in(x,y)=1;
end
end
end

i = size(im_in);

rgbPic = zeros(i(1),i(2),3);

rgbPic(im_in==1)=255;
rgbPic(:, :, 2) = rgbPic(:, :, 1);
rgbPic(:, :, 3) = rgbPic(:, :, 1);
rgbPic = im2uint8(rgbPic);

img=I;
for x=1:i(1)
for y=1:i(2)
if rgbPic(x,y)==0
rgbPic(x,y,1)=img(x,y,1);
rgbPic(x,y,2)=img(x,y,2);
rgbPic(x,y,3)=img(x,y,3);
end
end
end
```

LAMPIRAN A(LANJUTAN)

A2. Kode Fungsi untuk *Cropping* Citra

```
function [crop1]=crop(rgbPic)

img = im2double(rgbPic);
b = sum( (1-img).^2, 3 );
st = regionprops( double( b > .5 ),
'BoundingBox' );
rect = st.BoundingBox;
crop1=imcrop(img,rect);
```


LAMPIRAN A (LANJUTAN)

A3. Kode Fungsi untuk UbahDimensiCitra

```
function miu=ubah_dim(pic_new,sq)

im_input=rgb2gray(pic_new);
[a,b]=size(im_input);
x=(a/sq)*(b/sq);
miu=zeros(1,x);
i=0;
for m=1:sq:a
for n=1:sq:b
    i=i+1;
for o=0:sq-1
for p=0:sq-1
    miu(1,i)=miu(1,i)+im_input(m+o,n+p);
end
end
miu(1,i)=miu(1,i)/(sq^2);
end
end
```

LAMPIRAN B

B.1 KodeFungsi Pelatihan denganMetode LDA

```
function [LDA1,W1]=training(V,X,fitur)
V=V';
X=X';
mV=mean(V,2);
mX=mean(X,2);
li1=size(V,2)
for i=1:li1
    mV2(:,i)=double(V(:,i)-mV(i,1));
end

li2=size(X,2)
for i=1:li2
    mX2(:,i)=double(V(:,i)-mX(i,1));
end

S1=mV2*mV2';
S2=mX2*mX2';
SW=S1+S2;
SB=(mV-mX)*(mV-mX)';
invSW=inv(SW);
Ray=invSW*SB;
[U,S,W]=svd(Ray);
eVek=W;
fLDA=fitur;
LDA1=eVek(:,1:fLDA);

LDA1a=(LDA1')*V;
LDA1b=(LDA1')*X;

signalLDA=[LDA1a LDA1b];
W1=signalLDA'

save('WoptLDA', 'W1');
save('LDA.mat', 'LDA1');
```

LAMPIRAN B (LANJUTAN)

B.2 KodeFungsiPengujian denganMetode LDA

```
function [skor]=testing(pic_new,W1,LDA1)
uk=size(W1,1);
skor=zeros(1,uk);

im_input=rgb2gray(pic_new);
[a,b]=size(im_input);
sq=2;
x=(a/2)*(b/2);
test=zeros(1,x);
i=0;
for m=1:sq:a
for n=1:sq:b
    i=i+1;
for o=0:sq-1
for p=0:sq-1
    test(1,i)=test(1,i)+im_input(m+o,n+p);
end
end
test(1,i)=test(1,i)/(sq^2);
end
end

test=test';
LDAtest=(LDA1')*test;
Wtest=LDAtest';

for i=1:uk
    [index,skor(1,i)]=Euclidian(W1(i,:),Wtest);
end
save('skor.mat','skor');
```

LAMPIRAN C

C1. Kode Program untuk Jarak Euclidian Ternormalisasi

```
function [index, skor] = Euclidian(Fitur, D)

for i=1:size(Fitur,1)
    Fitur(i,:) = Fitur(i,:) / Norm(Fitur(i,:));
    D = D / Norm(D);
    Fitur(i,:) = Fitur(i, :)-D;
end

for i = 1:size(Fitur,1)
    skor(i) = Norm(Fitur(i,:))/2;
end

index = find(skor == max(skor));
end
```

C2. Kode Program untuk Penghitungan Norm

```
function Nilai = Norm(Vektor)

Nilai = sum(Vektor.^2).^0.5;

end
```


LAMPIRAN C (LANJUTAN)

C2. Kode Program untuk Klasifikasi Citra

```
function [hasil]=klasifikasi(skor)
```

```
baik=0; cacat=0;
```

```
[row,col]=size(skor);
```

```
a=importdata('baik.mat','V');
```

```
b=importdata('cacat.mat','X');
```

```
a=size(a,1);
```

```
tBaik=min(skor(1,1:a));
```

```
tCacat=min(skor(1,a+1:col));
```

```
if tBaik<tCacat
```

```
hasil='Citra Baik';
```

```
baik=baik+1;
```

```
else
```

```
hasil='Citra Cacat';
```

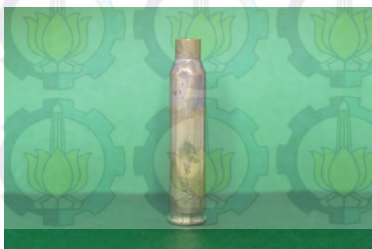
```
cacat=cacat+1;
```

```
end
```

LAMPIRAN D

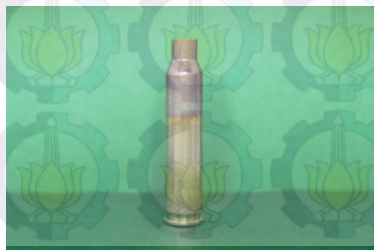
D.1 Citra Latih Peluru Baik



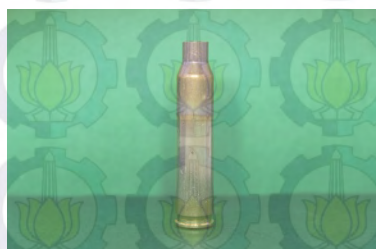
LAMPIRAN D (LANJUTAN)**D.2 Citra Latih Peluru Cacat**

LAMPIRAN D (LANJUTAN)

D.3 Citra Peluru Baik



LAMPIRAN D (LANJUTAN)

LAMPIRAN D (LANJUTAN)

LAMPIRAN D (LANJUTAN)



D.4 Citra Peluru Cacat



LAMPIRAN D (LANJUTAN)

LAMPIRAN D (LANJUTAN)



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
LAMPIRAN A	69
A.1 Kode Fungsi Untuk <i>Thresholding</i>	
Otsu Citra.....	69
A.2 Kode Fungsi untuk <i>Cropping</i> Citra.....	71
A.3 Kode Fungsi untuk Ubah	
Dimensi Citra	72
LAMPIRAN B	73
B.1 Kode Fungsi Pelatihan dengan	
Metode LDA	73
B.2 Kode Fungsi Pengujian dengan	
Metode LDA	74
LAMPIRAN C	75
C.1 Kode Program untuk Jarak	
Euclidian Ternormalisasi	75
C.2 Kode Program untuk Penghitungan	
Norm.....	75
C.3 Kode Program untuk Klasifikasi Citra	76
LAMPIRAN D	77
D.1 Citra Latih Peluru Baik.....	77
D.2 Citra Latih Peluru Cacat	78
D.3 Citra Peluru Baik.....	79
D.4 Citra Peluru Cacat	82

